

TRABALHO DE GRADUAÇÃO

**DESENVOLVIMENTO DE ALGORITMOS PARA ANÁLISE
DA VARIABILIDADE DA FREQUÊNCIA CARDÍACA**

Fernanda de Souza Leite

Brasília, 10 de dezembro de 2008

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

FACULDADE DE TECNOLOGIA

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
Faculdade de Tecnologia

TRABALHO DE GRADUAÇÃO

DESENVOLVIMENTO DE ALGORITMOS PARA ANÁLISE DA VARIABILIDADE DA FREQUÊNCIA CARDÍACA

Fernanda de Souza Leite

Banca Examinadora

Prof. Adson Ferreira da Rocha- PhD, UnB/ Dep. de
Engenharia Elétrica (Orientador)

João Luiz Azevedo de Carvalho - Dr, UnB/ Dep. de
Engenharia Elétrica (Orientador)

Prof. Juliana Fernandes Camapum- Dr, UnB/ Dep.
de Engenharia Elétrica

Dedicatória

À minha família.

Fernanda de Souza Leite

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por ter me sustentado ao longo desses anos e por ser o responsável por cada uma das minhas vitórias. Agradeço à minha família (pai, mãe e irmã), que mesmo sem compreender completamente, me deram todo o apoio que eu precisava. Ao professor Adson, que me guiou em meus primeiros passos desta pesquisa. Ao João Luiz, cujo auxílio foi de suma importância para a conclusão deste trabalho. Aos amigos, que nos momentos tristes e felizes estavam ao meu lado, em especial ao André, cuja ajuda e o incentivo foram de fundamental importância ao longo de boa parte deste curso.

Fernanda de Souza Leite

RESUMO

O presente trabalho apresenta um estudo sobre a variabilidade da frequência cardíaca, tendo como foco o desenvolvimento de algoritmos em Matlab para a implementação de interfaces gráficas que facilitem sua análise. É proposta a criação de duas interfaces, sendo a primeira baseada nos métodos clássicos de análise e a segunda baseada na análise das flutuações destendenciadas (DFA). Por fim é proposta uma comparação entre sinais reais e sinais de ruído para a verificação do comportamento da ferramenta de DFA.

ABSTRACT

This work presents a study on heart rate variability (HRV), focusing on the development of Matlab algorithms and the design of graphical user interfaces for analysis of HRV. Two interfaces are presented. The first one implements classical methods for HRV analysis. The second one implements a technique called detrended fluctuation analysis (DFA). Finally, a comparison between real HRV signals and noise signals is presented in order to demonstrate and validate the designed DFA tool.

SUMÁRIO

1	Introdução	9
1.1	Organização do Trabalho.....	10
2	Fisiologia	12
2.1	Sistema Circulatório	13
2.2	O Eletrocardiograma.....	15
2.3	O Sinal RR.....	18
3	Deteção do QRS e Obtenção do Sinal RR	20
3.1	Filtragem.....	21
3.2	Deteção do QRS	23
3.3	O Sinal RR.....	27
4	Análise Clássica da HRV	30
4.1	Análise Geométrica – O Plot de Poincaré	30
4.2	Análise Temporal	33
4.3	Análise no Domínio da Frequência	34
5	Interface Gráfica Para Análise Clássica do HRV	41
6	Análise das Flutuações Destendenciadas (DFA)	46
6.1	O Algoritmo.....	47
6.2	O Coeficiente Alfa.....	48
6.3	O Fenômeno de Crossover	50
7	Interface Gráfica Para DFA	52
8	Validação da Ferramenta de DFA	56
8.1	Análise dos Ruídos	56
8.2	Análise de Sinais Reais	60
9	Conclusão	64
	Bibliografia	66

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Sistema de Purkinje: (1) nodo sinusal; (2) nodo átrio-ventricular; (3) feixe átrio-ventricular; e (4) feixe de Hiss.....	14
Figura 2 - Duas variações de posicionamento dos eletrodos dos membros, com o esquema padrão de cores indicado.	16
Figura 3 – Posicionamento dos eletrodos do tórax.....	16
Figura 4 – Sinal de eletrocardiograma típico. As principais ondas estão indicadas, assim como os principais intervalos e segmentos, e o complexo QRS.	17
Figura 5 – Intervalo RR.	19
Figura 6 – Resultado final de todas as filtragens.	22
Figura 7 – Separação do complexo QRS.....	23
Figura 8 – Comparação entre o QRS separado e o resultado ao ser elevado ao quadrado.	24
Figura 9 – Sinal utilizado na detecção do complexo QRS.	25
Figura 10 – Primeira detecção.	26
Figura 11 – Resultado final da detecção.....	27
Figura 12 – Exemplo de sinal RR.....	28
Figura 13 – Comparação entre os sinais com e sem batimentos ectópicos.	29
Figura 14 – Representação gráfica dos parâmetros do <i>plot</i> de Poincaré [11].	32
Figura 15 – <i>Plot</i> de Poincaré e reta identidade.	32
Figura 16 – Janela de Bartlett.	36
Figura 17 – Janela de Hanning.	37
Figura 18 – Janela de Hamming.	37
Figura 19 – Janela de Blackman.	38
Figura 20 – Tela inicial da interface gráfica para análise clássica do HRV.	41
Figura 21 – Janela do <i>plot</i> de Poincaré.....	42
Figura 22 – Sobreposição dos sinais RR com e sem ectópicos na interface.	43
Figura 23 – Interface de análise no domínio da frequência fazendo uso da FFT.....	44
Figura 24 – Interface de análise no domínio da frequência fazendo uso do modelo auto-regressivo.....	45
Figura 25 – Sinal Integrado, Sinal de Tendências e Sinal Destendenciado.	48
Figura 26 – Reta característica $\log(F(n)) \times \log(n)$ [9].	49
Figura 27 – Variação do coeficiente angular de acordo com o tamanho das janelas [9].	51
Figura 28 – Interface gráfica para DFA.....	52
Figura 29 – Influência do tamanho das janelas sobre o sinal destendenciado.	54
Figura 30 – Resultado da análise DFA para um ruído branco.....	57
Figura 31 – Resultado da análise DFA para um ruído $1/f$	58
Figura 32 – Ruído Browniano.	59
Figura 33 – Alfa 1 vs. Alfa 2 para os sinais de ruído branco, rosa e Browniano.	60
Figura 34 – Alfa1 vs. Alfa 2 para os sinais RR de indivíduos normais, portadores da doença de Chagas e com hipertensão arterial.	61
Figura 35 – Distribuição estatística dos valores de α : (a) valores medidos para cada sinal de cada grupo; (b) <i>boxplot</i> associado com cada grupo.	62

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Valores de média e desvio padrão para os ruídos branco, rosa e Browniano.	59
Tabela 2 – Valores de média e desvio padrão para os sinais de indivíduos normais, portadores da doença de Chagas e com hipertensão arterial.	62

1 Introdução

Este trabalho apresenta o desenvolvimento de algoritmos em Matlab 7.4 para o auxílio no estudo e análise da variabilidade da frequência cardíaca (ou *heart rate variability* - HRV). O trabalho tem início com um estudo sobre a fisiologia do sistema circulatório e, principalmente, do sistema nervoso, que o controla. Em seguida são detalhados os filtros digitais utilizados no tratamento dos sinais de eletrocardiograma e o método para a obtenção do sinal RR. Em terceiro lugar, são apresentadas as ferramentas implementadas para a análise clássica do HRV, as quais consistem em algoritmos para análise temporal, espectral e geométrica do sinal RR. Por último, é apresentada uma ferramenta para a análise das flutuações destendenciadas (ou *detrended fluctuation analysis* - DFA) do sinal RR. A DFA tem sido utilizada por pesquisadores para complementar o estudo do comportamento do sistema nervoso sobre o sistema circulatório na presença de diferentes patologias, retirando as influências extrínsecas ao sistema, como o ruído causado pela respiração, por exemplo.

O estudo da variabilidade da frequência cardíaca é importante para a avaliação da influência do sistema nervoso autônomo sobre o ritmo cardíaco. O ramo simpático do sistema nervoso atua sobre o sistema circulatório de forma a acelerar o ritmo dos batimentos cardíacos, aumentando assim a frequência cardíaca do indivíduo. Já o ramo parassimpático tem função contrária, pois atua de forma a diminuir a frequência cardíaca, sendo que ambos trabalham de forma compensatória com o objetivo de manter o equilíbrio do sistema. Um problema comum na análise da variabilidade da frequência cardíaca é a possível não-estacionariedade do sinal RR, o que exige métodos diferenciados de análise, que serão detalhados mais adiante.

A escolha da linguagem de programação para o desenvolvimento das interfaces de análise do HRV teve como prioridade a grande quantidade de algoritmos para processamento de sinais presente nas Toolboxes do Matlab 7.4. Um segundo motivo foi a possibilidade de agregar a interface implementada para a DFA ao ECGLab [1][2], software no qual se baseia parte deste trabalho.

1.1 Organização do Trabalho

O trabalho está dividido em nove capítulos, sendo que o primeiro é constituído por esta introdução, o segundo é puramente teórico, do terceiro ao oitavo são apresentados os métodos utilizados na implementação dos algoritmos propostos e os resultados obtidos e, por fim, o Capítulo 9 apresenta a conclusão e algumas sugestões a respeito do trabalho.

O capítulo 2 apresenta a teoria básica da fisiologia do sistema nervoso que atua sobre o sistema circulatório, dando ênfase à fisiologia da variabilidade da frequência cardíaca, para que se possa compreender melhor como acontece a geração do sinal do eletrocardiograma, e o que se deseja analisar a partir desse sinal.

O capítulo 3 explica inicialmente os métodos de processamento digital de sinais utilizados na filtragem do sinal eletrocardiográfico (ECG). Em seguida, é apresentada uma explicação detalhada sobre a detecção das ondas R do sinal de ECG, e da construção do sinal RR, o qual é o sinal utilizado na análise da variabilidade da frequência cardíaca.

O capítulo 4 mostra os métodos clássicos de análise do sinal de HRV. Esses métodos consistem na análise temporal através da obtenção de parâmetros estatísticos, na análise espectral, a qual faz uso da transformada rápida de Fourier e do modelo auto-regressivo, e na análise geométrica, que é feita através do *plot* de Poincaré.

O capítulo 5 apresenta a interface gráfica criada para a análise clássica da variabilidade da frequência cardíaca, com o objetivo de reunir os métodos em uma só janela de trabalho de forma a facilitar a operação por parte do usuário.

O capítulo 6 introduz os conceitos utilizados na análise das flutuações destendenciadas (DFA), e explica esta técnica de análise do HRV de forma teórica.

O capítulo 7 apresenta a implementação do algoritmo para a DFA, dando ênfase à criação de uma interface gráfica que permita que o usuário opere a ferramenta com facilidade.

O capítulo 8 mostra os resultados dos testes de validação da ferramenta através da comparação dos valores obtidos para os parâmetros em questão fazendo uso de sinais de ruído (ruído branco, $1/f$ e ruído Browniano) como entrada. São mostrados ainda os resultados obtidos da análise de sinais RR de indivíduos normais, portadores da doença de Chagas e do HIV.

O capítulo 9 resume o trabalho apresentado e os resultados com ele obtidos, em uma conclusão sucinta a respeito do assunto abordado.

2 Fisiologia

No ser humano, o sistema circulatório é controlado por ações coordenadas do sistema nervoso autônomo (SNA) com o objetivo de manter a homeostase do corpo. Em outras palavras, o SNA tem como objetivo manter as funções vitais do corpo humano em perfeito funcionamento mesmo quando este é submetido a condições adversas do meio ambiente. Esta é uma propriedade de sistemas abertos, em especial dos seres vivos, através da qual se observa a regulação de seu ambiente interno por meio de múltiplos ajustes de controle dinâmico em resposta a esses estímulos externos [3].

O sistema nervoso autônomo não está relacionado apenas ao controle do sistema circulatório, mas sim do controle da vida vegetativa de um modo geral. Com isso, diversas funções como a digestão, a respiração, o controle da temperatura, entre outras, estão também ligadas ao controle que é realizado por este sistema. Por isso, seu estudo pode ser realizado tendo como base os sinais adquiridos a partir de qualquer um desses sistemas, e quanto maior o número de sinais analisados, melhores são as conclusões a respeito do funcionamento e comportamento do sistema nervoso.

O SNA se apresenta dividido em dois ramos distintos: o sistema nervoso simpático e o sistema nervoso parassimpático. O sistema nervoso simpático é o ramo do SNA responsável por acelerar os processos que estão sendo controlados por ele. Por exemplo, quando se pratica uma atividade física que exige uma grande quantidade de movimentação do corpo, o mesmo requer um maior nível de oxigenação dos músculos e dos órgãos de um modo geral. Para que o sistema circulatório seja capaz de oxigenar o corpo de forma mais eficiente, tendo em vista esse aumento da demanda por oxigênio, é necessário que o ritmo cardíaco, ou a frequência cardíaca, seja aumentado a um nível capaz de suprir essa carência. Esse aumento da frequência cardíaca é obtido por meio de ativação simpática [3].

Como o sistema nervoso autônomo funciona como um sistema de controle dinâmico, o outro ramo que o compõe precisa realizar a função inversa à do ramo simpático para que se possa sempre manter o equilíbrio de cada função do corpo humano. Desta forma, o ramo parassimpático atua nas situações em que seja necessário diminuir o ritmo de funcionamento do sistema em questão. Considerando ainda o

exemplo dado anteriormente, pode-se observar que nenhum indivíduo se mantém em constante atividade física de esforço por um tempo muito longo. Com isso, no instante em que este indivíduo cessa suas atividades, o sistema nervoso parassimpático começa a atuar sobre ele de forma a reduzir o ritmo cardíaco, já que a demanda por oxigênio é diminuída. O mesmo acontece enquanto dormimos. Como o nível de atividades do corpo é reduzido a pouco além das funções vitais, a frequência cardíaca nesse momento pode ser reduzida, assim como a frequência respiratória, entre outras, podendo assim ser observada a influência do ramo parassimpático sobre o corpo.

Tendo em vista que este trabalho é voltado para a análise do sistema nervoso fazendo uso do sinal de eletrocardiograma, é importante fazermos um estudo sobre o funcionamento do sistema circulatório para que se possa compreender como é gerado o sinal de ECG, o que cada parte de sua forma de onda representa em termos de distribuição do pulso elétrico ao longo de todo o músculo cardíaco, e quais dessas partes podem e efetivamente são utilizadas no estudo da variabilidade da frequência cardíaca.

2.1 Sistema Circulatório

O sistema circulatório humano é composto pelo coração, sistema vascular e o sangue. Porém, teremos como foco apenas o coração, já que o sinal de eletrocardiograma consiste em uma observação do campo elétrico gerado pela corrente que percorre esse órgão enquanto exerce sua função de bombear o sangue para o resto do corpo.

As células do coração apresentam uma interessante característica que as difere das demais células do corpo humano, que é o fato de pulsarem mesmo quando não estão sofrendo nenhum estímulo externo. Porém, isso não é suficiente para que o coração bombeie o sangue para o corpo. Por isso o coração possui um sistema chamado sistema de Purkinje, o qual é responsável por manter o sincronismo nas câmaras do coração através das suas fibras de caráter condutor e excitatório, de tal forma que os pulsos elétricos se distribuam pelo coração em uma seqüência ordenada e precisa, que resulta em um bombeamento eficiente de sangue [3].

Além de suas fibras, o sistema de Purkinje (Figura 1) também é caracterizado pelos nodos sinusal (SA) (1) e átrio-ventricular (AV) (2), que são responsáveis pela recepção e distribuição dos pulsos elétricos, e pelo feixe átrio-ventricular (3), o qual se divide nos ramos direito e esquerdo do feixe de Hiss (4).

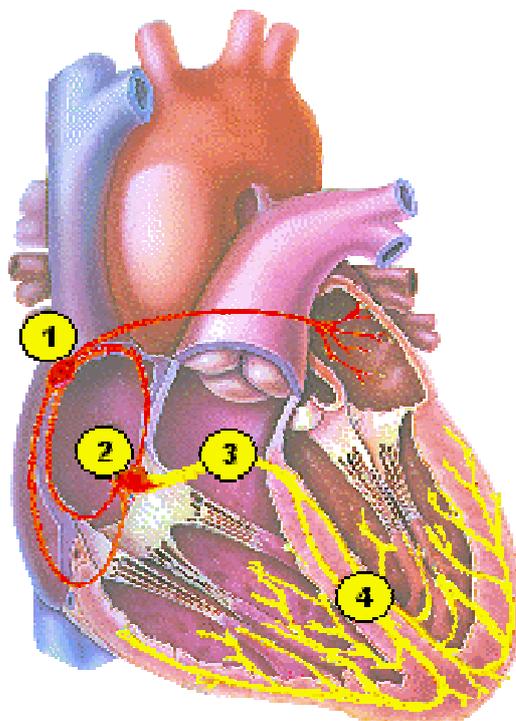


Figura 1 – Sistema de Purkinje: (1) nodo sinusal; (2) nodo átrio-ventricular; (3) feixe átrio-ventricular; e (4) feixe de Hiss.

O nodo sinusal encontra-se no topo do coração, mais precisamente na parede lateral do átrio direito, próximo à veia cava superior, e é chamado de o marcapasso natural por ser ele o responsável por determinar o ritmo dos batimentos cardíacos, já que, a cada ciclo cardíaco, partem dele impulsos que se propagam pelo restante do coração. O nodo SA apresenta uma frequência de descarga de aproximadamente 70 despolarizações (e repolarizações) por minuto. A cada despolarização, o pulso elétrico oriundo do nodo SA é distribuído por toda a massa muscular que constitui os átrios esquerdo e direito, provocando neles a contração responsável pelo bombeamento do sangue para os ventrículos. Este primeiro ciclo tem duração de aproximadamente 0,04 segundos até que o pulso elétrico atinja o nodo AV. Ao chegar ao nodo AV, o pulso elétrico é retardado por aproximadamente 0,12 segundos de tal forma que os ventrículos não se contraíam antes que suas câmaras sejam enchidas de sangue. O coração possui ainda uma membrana entre os átrios e os ventrículos que impede que o pulso elétrico

que está percorrendo os átrios passe a despolarizar o tecido dos ventrículos, gerando um ritmo desordenado no coração.

Depois que o impulso elétrico é retardado no nodo AV, ele segue caminho pelo feixe átrio-ventricular, chegando ao feixe de Hiss, o qual é responsável pela distribuição do mesmo pelos ventrículos. Como as artérias aorta e pulmonar estão localizadas na parte superior dos ventrículos, o caminho de despolarização dos mesmos ocorre no sentido contrário ao dos átrios. Ou seja, como pode ser visto na Figura 1, o feixe de Hiss segue do topo dos ventrículos para a sua base, onde são espalhadas suas terminações nervosas. Desta forma, a despolarização dos ventrículos começa a partir de sua base para o topo de forma que o sangue possa ser bombeado para cima e siga seus devidos caminhos pelas artérias.

2.2 O Eletrocardiograma

O eletrocardiograma é o registro não-invasivo das variações do potencial elétrico no músculo cardíaco em atividade. Tais variações podem ser observadas tendo em vista que as fibras cardíacas comportam-se como dipolos variáveis ao longo dos seus ciclos de despolarização e repolarização, gerando campos elétricos variáveis que podem ser detectados através da medida da diferença de potencial em eletrodos colocados em diferentes pontos da superfície cutânea. A determinação dos pontos de colocação dos eletrodos é padronizada de forma que as ondas obtidas apresentem certa semelhança para que possam ser comparadas entre si e com um padrão de onda ideal. Tais posições dão origem às diferentes derivações do eletrocardiograma. Geralmente são utilizados cinco eletrodos, sendo um em cada punho e um em cada tornozelo (Figura 2), e um móvel, que pode ser colocado em diferentes pontos sobre a caixa torácica para a aquisição desses sinais (Figura 3). Desta forma, existem 15 diferentes possibilidades de ligação entre os eletrodos, das quais 12 são utilizadas pelos médicos para análise [3].

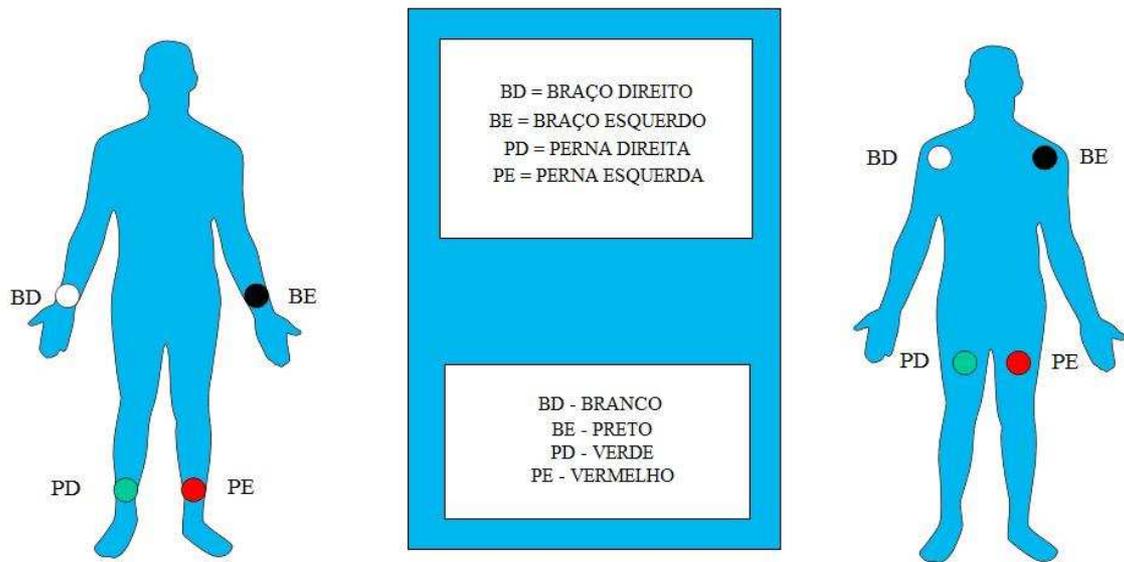


Figura 2 - Duas variações de posicionamento dos eletrodos dos membros, com o esquema padrão de cores indicado.

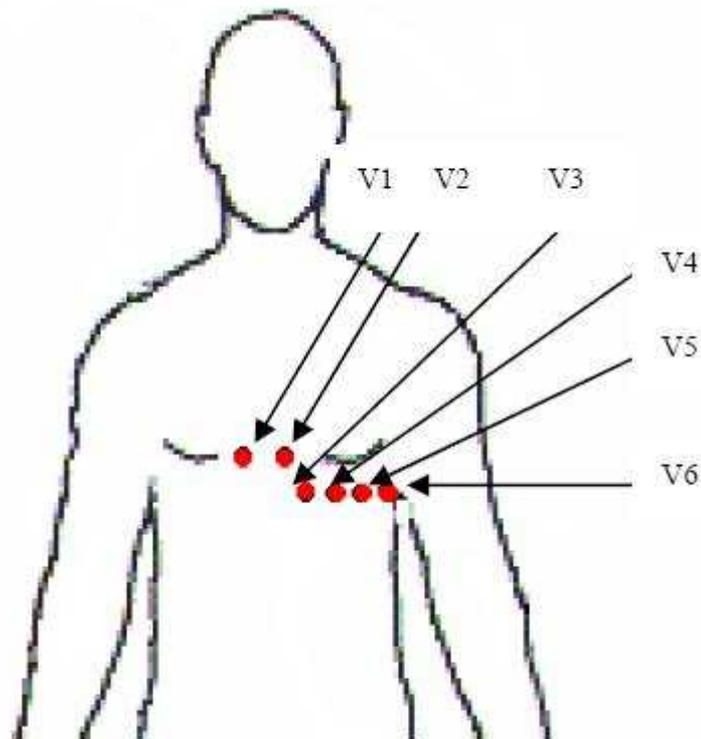


Figura 3 – Posicionamento dos eletrodos do tórax.

O eletrocardiograma típico, ou a sua derivação mais conhecida, a derivação II, pode ser dividido em três partes principais: a onda P, o complexo QRS e a onda T (Figura 4).

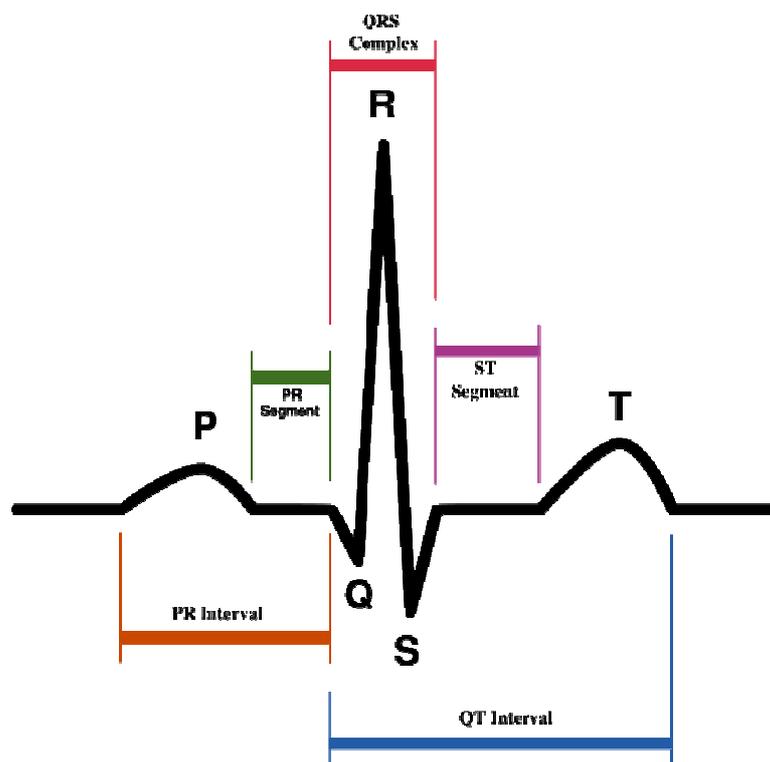


Figura 4 – Sinal de eletrocardiograma típico. As principais ondas estão indicadas, assim como os principais intervalos e segmentos, e o complexo QRS.

Durante a despolarização do átrio, o vetor que caracteriza o campo elétrico que se difunde ao longo do coração dirige-se do nodo sinusal para o nodo átrio-ventricular, espalhando-se a partir do átrio direito em direção ao átrio esquerdo, formando assim a onda P. Esta tem ápice arredondado, com duração normal que varia de 90 a 110 ms. O formato e a duração das ondas P, assim como as suas relações com o complexo QRS, podem indicar um aumento do músculo atrial, entre muitas outras patologias.

O complexo QRS é a estrutura do eletrocardiograma que corresponde à despolarização ventricular. Somada a essa despolarização, a repolarização atrial também contribui para a obtenção deste complexo. Porém, como a polarização do átrio e a despolarização do ventrículo não ocorrem simultaneamente, o intervalo em que as ondas são somadas resulta nos picos característicos do complexo QRS. Dessa forma, a deflexão ascendente presente neste complexo equivale à onda R, qualquer deflexão descendente que preceda essa onda, corresponde à onda Q e qualquer deflexão descendente posterior à onda R equivale à onda S. A duração de todo o complexo não deve ultrapassar 90 ms.

Na mesma seqüência em que ocorre a despolarização do músculo cardíaco humano, ocorre também a repolarização, podendo também ser observada no sinal de eletrocardiograma. Após a ocorrência do complexo QRS, observa-se a existência de outra onda antes que o coração volte ao estado de repouso. Tal onda é chamada T e caracteriza a repolarização dos ventrículos. Em derivações do ECG em que o complexo QRS é predominantemente ascendente, a onda T é caracterizada por apresentar valores positivos e de forma assimétrica, possuindo o ramo inicial mais longo que o final e a duração média da onda T de aproximadamente 200 ms.

Ao final da despolarização ventricular, observa-se que a atividade elétrica do coração é interrompida por um determinado intervalo de tempo (entre 80 e 120 ms). Essa interrupção caracteriza o segmento ST, que vai do final da onda S até o início da onda T. Quando este segmento é decrescente ou apresenta uma depressão, é possível que o indivíduo apresente um caso de isquemia. Assim, esse e outros segmentos, como o PR ou o PQ também são utilizados para a análise do estado clínico em seres humanos. Este trabalho, porém, concentra-se no estudo da variação do intervalo entre duas ondas R consecutivas: o intervalo RR.

2.3 O Sinal RR

O estudo da variabilidade da frequência cardíaca é de extrema importância para a verificação do comportamento do sistema nervoso autônomo em seu controle dinâmico de regulação das funções vitais do corpo humano. A forma como a frequência cardíaca oscila pode ser um indicativo de diferentes patologias. A análise computacional da variabilidade da frequência cardíaca é um poderoso método de estudo da relação entre os sistemas nervosos simpático e parassimpático. Através dessa análise, é possível observar que as relações entre os ramos do sistema nervoso não são lineares, o que implica na necessidade de utilização de ferramentas não-lineares. Além disso, o sinal da frequência cardíaca é um sinal não-estacionário, ou seja, seus parâmetros estatísticos não apresentam os mesmos valores para diferentes trechos do sinal, podendo assim conter indicadores de patologias que sejam constantes, que variem durante certos intervalos do dia, ou até mesmo que variem aleatoriamente.

Para realizar a análise da variabilidade da frequência cardíaca, utiliza-se o sinal RR, o qual é obtido a partir do sinal de ECG, medindo-se o intervalo entre ondas R consecutivas. Como o controle do SNA se dá através do nodo SA, localizado no átrio direito, é comum pensar que o sinal utilizado na sua análise seja obtido a partir do intervalo entre as ondas P, as quais representam a despolarização dos átrios. Porém, a onda P apresenta características que dificultam a sua separação do sinal original, como por exemplo, a baixa amplitude e a difícil caracterização da faixa de frequência. Foi observado que os valores dos intervalos PR são praticamente constantes em um sinal de ECG, o que faz com que os intervalos entre duas ondas R sejam bastante semelhantes aos intervalos entre duas ondas P. Como as ondas R, em geral, apresentam a maior amplitude em um ciclo cardíaco, elas são de mais fácil detecção, o que tornou padrão o uso de tais ondas para a obtenção do sinal da frequência cardíaca e a conseqüente análise da sua variabilidade [1] [2].

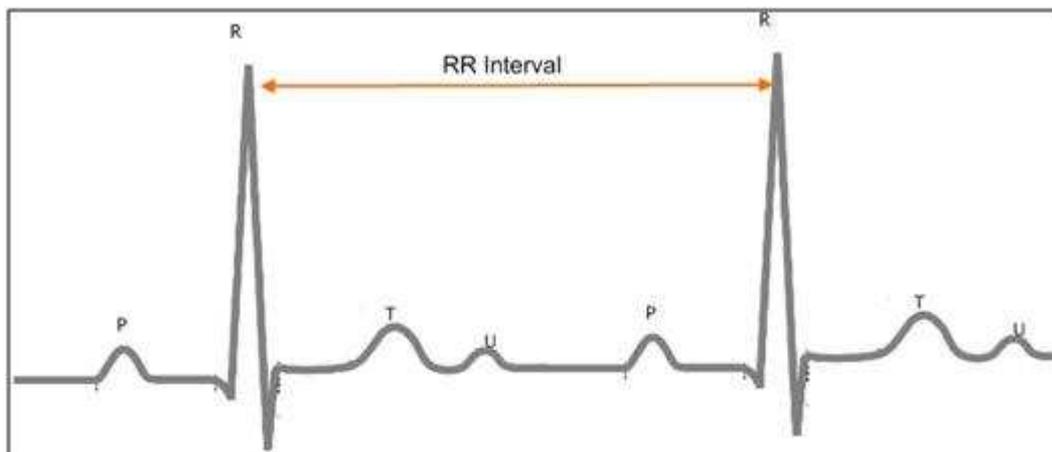


Figura 5 – Intervalo RR.

3 Detecção do QRS e Obtenção do Sinal RR

Na natureza, os sinais elétricos são encontrados na forma analógica, isto é, contínuos no tempo. O processo de digitalização, que converte sinais do mundo analógico para o mundo digital, consiste em tomarem-se amostras do sinal, geralmente em intervalos de tempo uniformes, e a seguir converter o valor de cada amostra para uma representação binária, para que o sinal possa ser lido e processado em um sistema digital (ex: computador). O processo de digitalização de sinais tem se tornado cada vez mais comum em diferentes áreas do conhecimento humano, como por exemplo, na medicina, tendo em vista a alta qualidade dos sinais adquiridos e o aumento da facilidade do estudo de padrões e reconhecimento das mais diversas patologias através de técnica de processamento digital de sinais, aprimorando assim o trabalho realizado por médicos e pesquisadores e diminuindo o tempo demandado com tarefas manuais.

A aquisição de qualquer tipo de sinal seja ele biológico, geológico, ou até mesmo espacial, nunca é obtida de forma limpa e clara sem que o sinal seja obtido juntamente com algum tipo de ruído proveniente do espaço em que foi realizada a aquisição. Esses ruídos variam de acordo com o meio em que o sinal está sendo colhido, e o deterioram, fazendo com que seja necessário o uso de métodos de filtragem que tragam o sinal para o mais próximo possível de seus valores originais, permitindo que as conclusões tiradas a seu respeito sejam confiáveis e abram caminho para novas descobertas com relação ao comportamento dos mais complexos sistemas.

Para a filtragem de sinais analógicos, são utilizados filtros construídos utilizando componentes elétricos analógicos, como resistores, capacitores, indutores e amplificadores operacionais. Analogamente, através de suas equações matemáticas e algoritmos, é possível projetar e implementar, na forma de um programa de computador, filtros digitais que realizem o tratamento dos sinais adquiridos após a sua digitalização.

Filtros analógicos e digitais podem ser classificados com relação à sua resposta ao impulso, o que acontece devido ao seu método de implementação. É possível realizar a filtragem de um sinal através de sua convolução com a resposta impulsional do filtro desejado, ou seja, a saída do filtro quando à sua entrada é submetido um impulso. Quando um filtro digital tempo resposta impulsional com duração finita, classificamos

esse filtro como filtro FIR (*Finite Impulse Response*). Outra maneira de implementação de filtros digitais é através de métodos recursivos. Tais métodos consistem no cálculo do valor da amostra de saída do filtro em função de amostras de entrada corrente e passadas, e também de amostras de saída anteriores. A resposta impulsional desse tipo de filtro é caracterizada por um vetor de comprimento infinito. Assim, tais sistemas são classificados como filtros IIR (*Infinite Impulse Response*).

Os filtros FIR são caracterizados por sua estabilidade e por não possuírem realimentação, ou seja, não possuem pólos em sua função de transferência. Além disso, se determinados critérios forem satisfeitos, a fase do filtro FIR pode ser linear, o que garante que o sinal não sofrerá distorção de fase após a filtragem. Porém, a quantidade de coeficientes necessários pra a sua implementação pode ser muito maior do que a necessária no projeto de um filtro IIR, assim como o custo computacional. Além disso, filtros IIR apresentam lóbulos laterais menores, e ocupam menos espaço na memória do dispositivo de processamento. Por esses motivos, os filtros utilizados neste projeto são todos IIR. Apesar de não apresentarem fase linear, não foram observadas distorções nos sinais por eles filtrados [13] [7].

3.1 Filtragem

No sistema proposto, a primeira filtragem realizada no sinal de ECG durante a etapa de pré-processamento faz uso de um filtro passa-alta para a retirada da flutuação da linha de base, a qual é observada no sinal devido ao potencial de meia-célula presente nos sensores utilizados para a aquisição no paciente. Essa flutuação pode dificultar a detecção do complexo QRS, e como não traz nenhuma informação clínica importante, pode ser simplesmente removida.

Foi utilizado um algoritmo do Matlab 7.4, da Toolbox de Filter Design, através do qual foi projetado um filtro Butterworth de 2ª ordem com frequência de corte igual ao inverso da frequência de amostragem. O filtro Butterworth foi escolhido pelo fato de não apresentar “ripples” nas bandas de passagem e de rejeição, o que garante que a amplitude do sinal não seja distorcida. Em contrapartida, sua banda de transição não é

tão estreita quanto a dos outros filtros, o que foi contornado utilizando-se uma frequência de corte suficiente para que o ruído fosse retirado de forma eficiente.

Em seguida à retirada da flutuação da linha de base, foi utilizado um filtro *notch* em 60 Hz com o objetivo de retirar o ruído de 60 Hz inerente à rede elétrica do local em que foi feita a aquisição do sinal. Para a implementação desse filtro também foi utilizado um algoritmo da Filter Design Toolbox o Matlab 7.4, tendo em vista a facilidade oferecida pela plataforma utilizada.

O último ruído a ser retirado do sinal foi o ruído de alta frequência, gerados principalmente por sinais elétricos musculares, relativo aos movimentos de respiração entre outros, caso o paciente não esteja deitado, os quais são a maior causa de distorção do sinal de ECG. Neste caso foi utilizado um filtro Butterworth passa-baixa de 2ª ordem, com frequência de corte em 30 Hz, o qual foi projetado utilizando-se a Toolbox do Matlab.

A Figura 6 apresenta o resultado da filtragem de um sinal de ECG realizada com todos os filtros discutidos acima [1] [2].

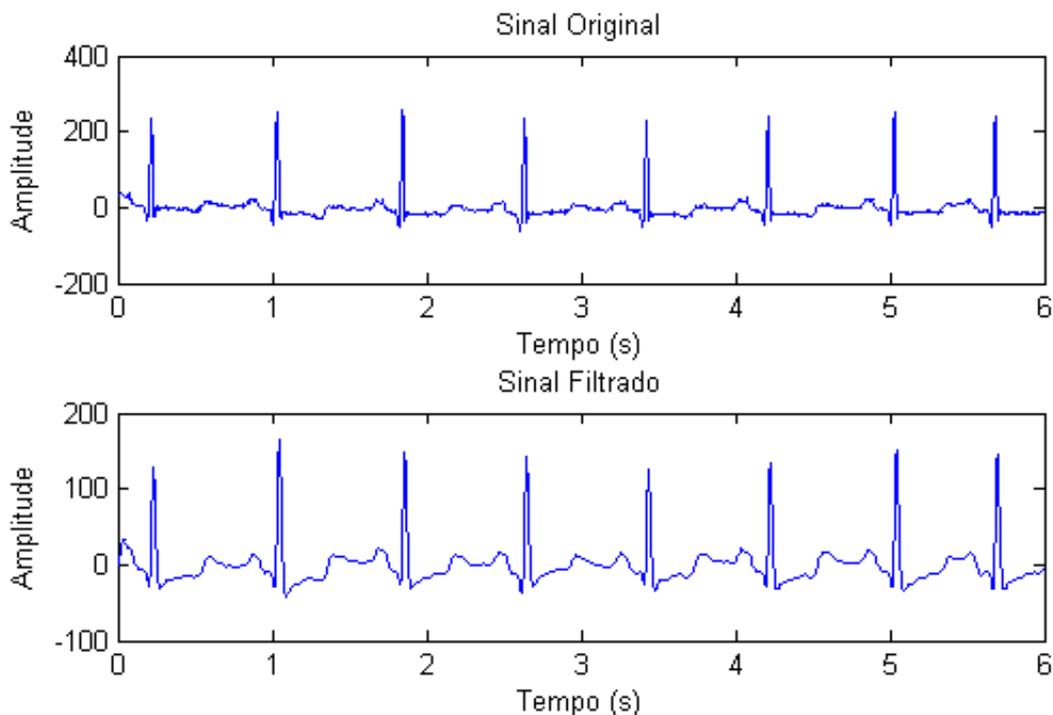


Figura 6 – Resultado final de todas as filtragens.

3.2 Detecção do QRS

Para a obtenção do sinal RR, o primeiro passo a ser dado é a separação do complexo QRS do restante do sinal. Como a maior parte da energia do complexo está concentrada na faixa de 5 a 15 Hz, é possível utilizar um filtro passa-faixa, que separe somente esta parte do sinal e permita assim a detecção de seu pico, que é caracterizado pela onda R. Porém, se forem levadas em consideração as influências das demais ondas do eletrocardiograma, e se estas forem tidas como ruído em relação ao complexo QRS, é possível observar que a melhor relação sinal-ruído é obtida em torno dos 17 Hz. Desta forma, o filtro utilizado apresenta frequência central igual a 17 Hz e, para manter o tamanho inicial da faixa de frequências, foram adotadas frequências de corte iguais a 12 Hz e 22 Hz na subida e na descida, respectivamente. A Figura 7 apresenta o resultado da filtragem de um sinal de ECG com esse filtro [5].

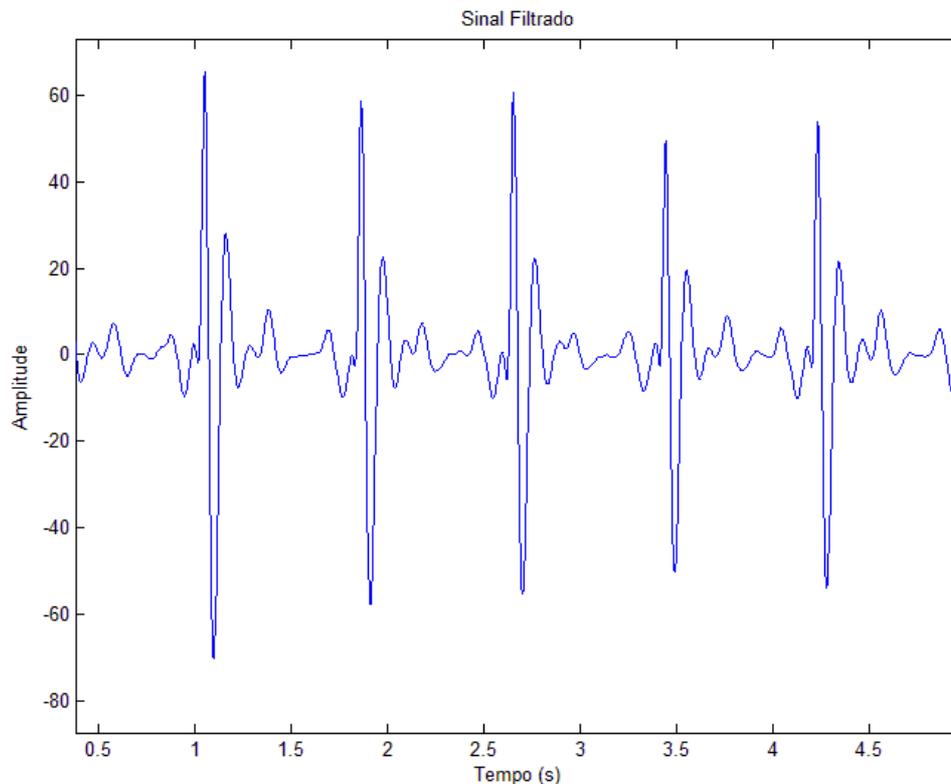


Figura 7 – Separação do complexo QRS.

Pode-se observar que o formato do complexo QRS não se mantém o mesmo devido ao fato de as altas frequências terem sido retiradas, descaracterizando assim seus picos agudos. Porém, neste sinal já é possível observar que parte do sinal foi retirada. Podemos também multiplicar o sinal por ele mesmo para que passe a apresentar somente valores positivos e para que aqueles valores pequenos que são devidos à imperfeição da filtragem, tornem-se menores ressaltando a área do QRS. Esse processo é ilustrado na Figura 8.

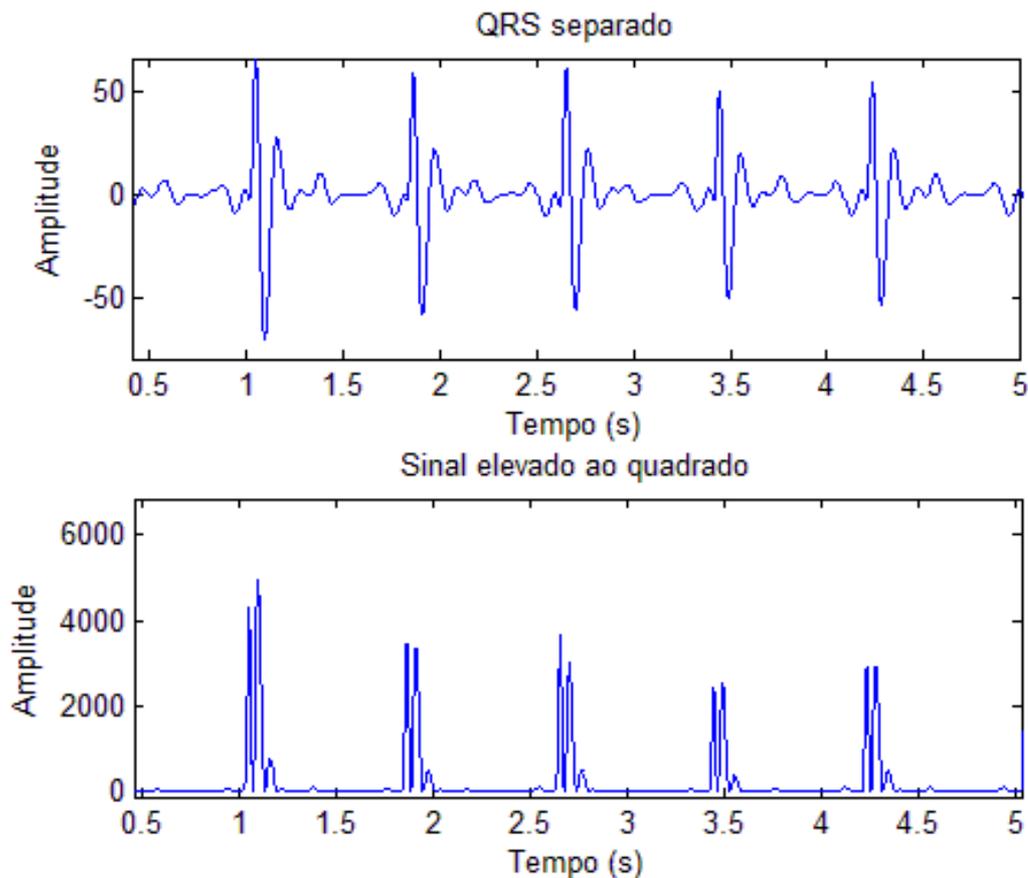


Figura 8 – Comparação entre o QRS separado e o resultado ao ser elevado ao quadrado.

Como a multiplicação do sinal por ele mesmo implica em um novo sinal com muitos picos, utilizar um algoritmo de detecção de limiar neste sinal não é recomendado já que o algoritmo pode marcar erroneamente vários pontos para um mesmo complexo QRS. Desta forma, foi implementado um filtro integrador por janela móvel, através do qual os diversos pulsos estreitos são transformados em um único pulso mais largo para cada complexo QRS. A equação que descreve este filtro é a seguinte.

$$y[i] = \frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} x[i+j] \quad (1)$$

Como pode ser observado da equação, o filtro média móvel realiza o cálculo da média dos valores de certo número de amostras adjacentes. Esse número de amostras deve ser escolhido de tal forma que a janela não seja nem tão grande que agrupe dois complexos QRS juntos, nem tão pequena que faça com que um complexo QRS seja separado em outros dois. Por isso, o uso de uma janela de 150 ms é o ideal para essa aplicação. Este resultado desse processo é apresentado na Figura 9.

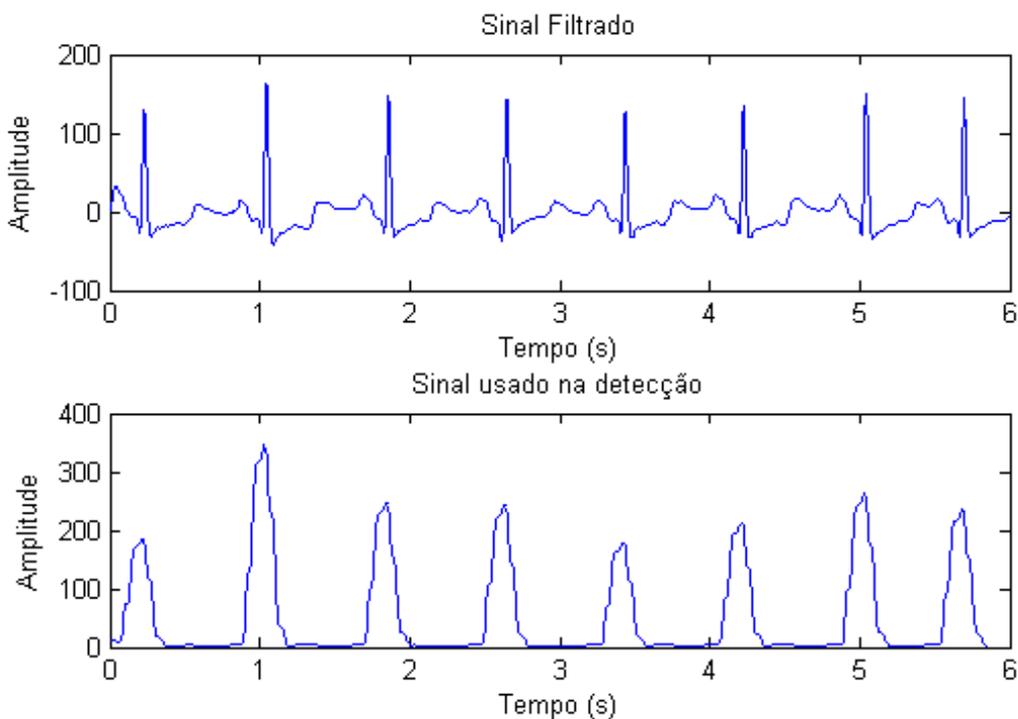


Figura 9 – Sinal utilizado na detecção do complexo QRS.

Deve se observar ainda que devido ao fato de a resposta do filtro não ser instantânea, o pulso obtido da integração do sinal encontra-se defasado com relação ao sinal original. Desta forma, é necessário realizar uma busca para trás para que se possa encontrar a verdadeira localização do pico do QRS, ou seja, da onda R. Mas antes que se entre nessa discussão, faz-se necessário explicar o algoritmo de detecção [1][2].

O algoritmo de detecção consiste em uma janela de 200 ms que percorre o sinal filtrado, realizando a comparação da amplitude da primeira amostra com o valor

máximo de amplitude do intervalo. Nos pontos em que a amplitude da primeira amostra é igual ao valor máximo de amplitude do intervalo, tem-se um ponto de máximo e é detectado um pico. O algoritmo armazena esse valor e salta 650 ms em busca de outro complexo QRS. Caso o valor da amostra em questão não seja maior ou igual ao máximo do intervalo, o algoritmo salta apenas 10 ms e realiza uma nova busca. Como o sinal sobre o qual está sendo realizada a busca tem amplitudes diferentes das do sinal original devido às manipulações matemáticas realizadas, o vetor no qual são armazenados os valores correspondentes às ondas R guarda ao invés dos valores de amplitude, a posição no tempo em que esses máximos se encontram. O resultado desta primeira detecção pode ser visto na Figura 10.

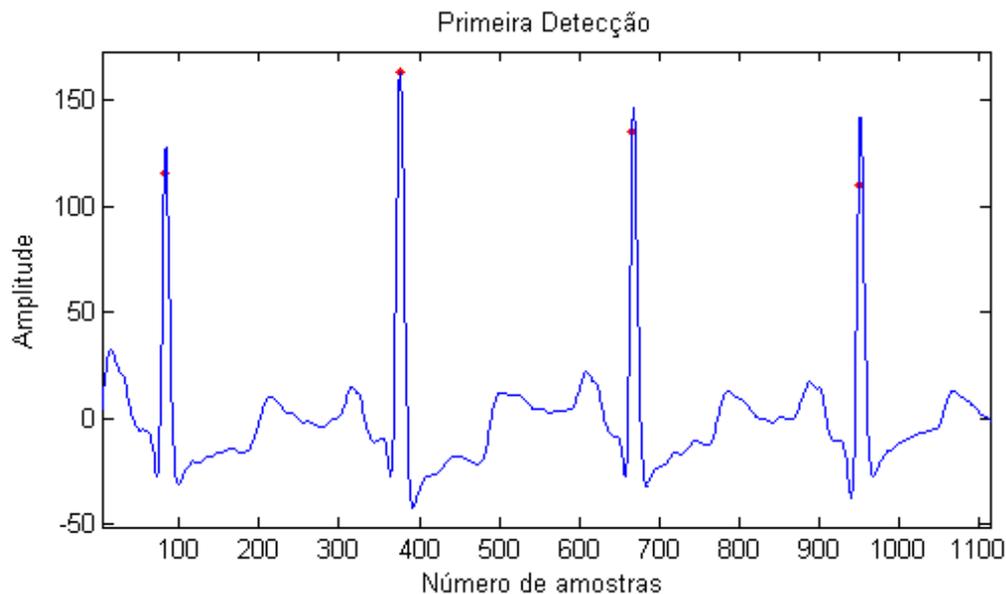


Figura 10 – Primeira detecção.

A partir daí, é possível realizar a busca para trás que foi mencionada anteriormente. Para isso, o algoritmo realiza uma nova busca do valor de máximo, desta vez no sinal de ECG não-filtrado, e agora para um novo intervalo. É determinado um intervalo de 66 ms em torno de cada ponto detectado (± 33 ms) onde é possível encontrar com boa precisão, para um ECG na derivação II, a localização da onda R do complexo em questão. O resultado final da detecção encontra-se na Figura 11.

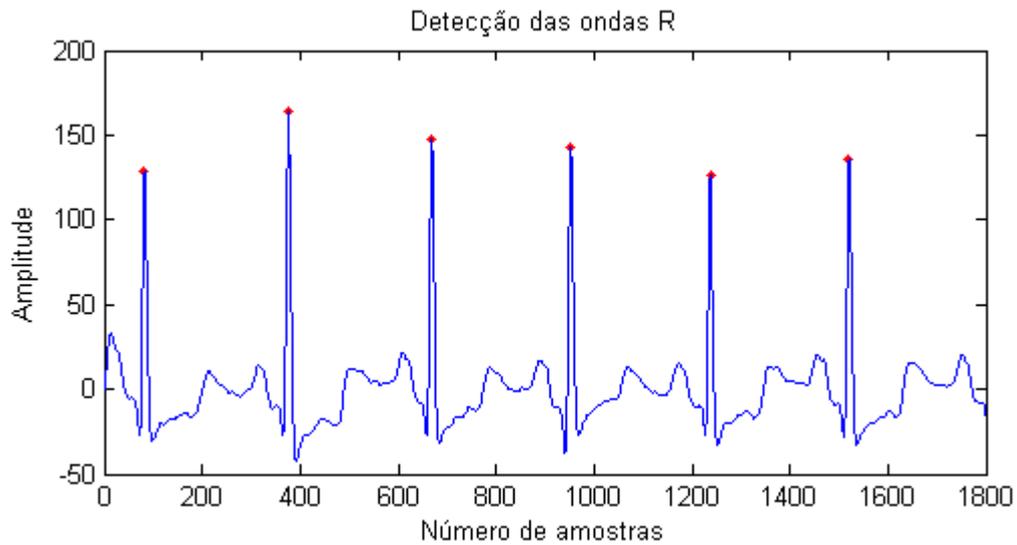


Figura 11 – Resultado final da detecção.

3.3 O Sinal RR

Realizada a detecção das ondas R, é possível agora determinar a construção do sinal RR. O sinal RR representa os intervalos no tempo entre duas ondas R consecutivas de um eletrocardiograma (intervalo RR). Como foi explicado anteriormente, este sinal é utilizado na análise do modo como a frequência cardíaca varia ao longo do tempo, de forma que se possa chegar a conclusões a respeito de padrões apresentados, em determinados parâmetros matemáticos, por grupos de indivíduos que apresentem uma determinada patologia. A partir da detecção das ondas R, é possível construir dois tipos de sinais: o sinal da frequência cardíaca instantânea em função do tempo e o sinal dos períodos cardíacos, ou seja, dos intervalos entre batimentos cardíacos (representados por intervalos RR) em função do tempo.

O sinal RR é construído calculando-se o intervalo entre ondas R consecutivas. Assim, para N ondas R, serão obtidos N-1 intervalos. A cada intervalo é atribuída uma posição no tempo, associada ao instante da onda R que conclui o intervalo (Figura 12). O mesmo pode ser verificado através da equação abaixo

$$y[i] = x[i] - x[i - 1] \quad (2)$$

onde x corresponde ao instante no tempo de cada onda R e y implica na amplitude do sinal resultante, que equivale ao valor de cada intervalo [4].

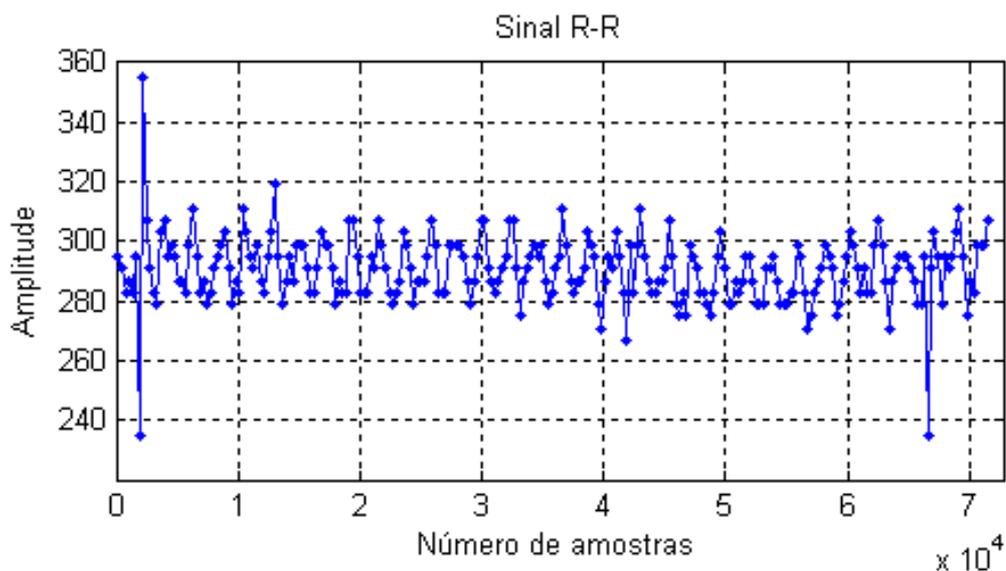


Figura 12 – Exemplo de sinal RR.

Quanto ao sinal RR, é necessário ainda notar que pode haver falhas na detecção das ondas R, ou podem haver intervalos associados a batimentos ectópicos, os quais não são desejados na análise da HRV, por não estarem relacionados com a atividade autonômica. Os batimentos ectópicos muitas vezes aparecem no sinal RR como um intervalo de curta duração que é comumente (mas não necessariamente) seguido de um intervalo compensatório de longa duração. Algumas vezes, batimentos ectópicos apresentam intervalos RR aparentemente normais, e nesse caso tais eventos só podem ser percebidos observando-se a forma de onda do ECG. Fisiologicamente, os batimentos ectópicos são aqueles que não têm origem no nodo sinusal, ocorrendo em outras regiões do coração devido a algum processo de despolarização prematura. Pelo fato da despolarização não iniciar-se no nodo sinusal (onde atua o SNA), batimentos ectópicos não apresentam relação direta com a variabilidade da frequência cardíaca [1][2].

Assim, foi implementado um algoritmo que extrai automaticamente do sinal RR os intervalos possivelmente associados a batimentos ectópicos. Como esses batimentos são caracterizados por apresentar amplitudes muito maiores que as do restante das amostras, o algoritmo é baseado na comparação desses valores e eliminação daqueles que difiram em mais de 20% do intervalo anterior. Porém, a eliminação não é feita excluindo-se diretamente a amostra do sinal e gerando um novo sinal. Quando um batimento ectóptico é detectado pelo algoritmo, o valor de sua amostra é retirado do sinal e é realizada uma interpolação utilizando splines cúbicas com as amostras adjacentes, de

forma que o sinal passe a ser mais suave. Na Figura 13, é possível observar a diferença entre um sinal que apresenta alguns batimentos ectópicos e o mesmo sinal depois que foi utilizado o algoritmo de remoção desses batimentos.

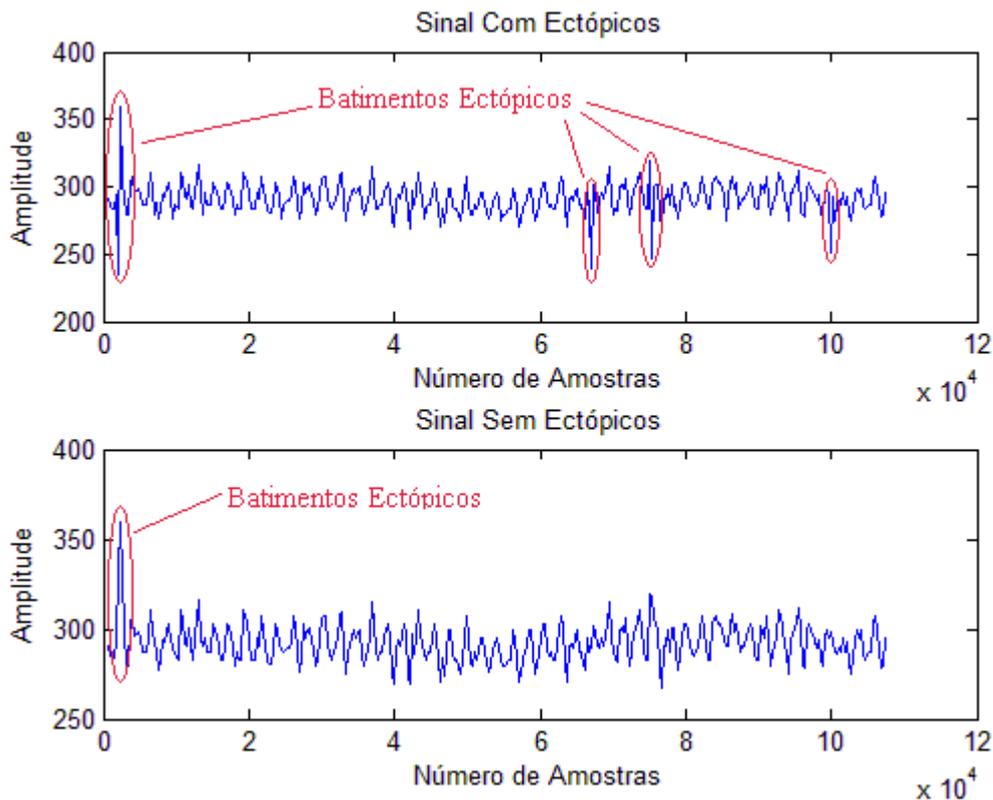


Figura 13 – Comparação entre os sinais com e sem batimentos ectópicos.

É possível notar que, apesar de o algoritmo ter reduzido a quantidade de batimentos ectópicos, nem todos foram removidos com sucesso. Para remoção do batimento ectópico restante, seria necessária a implementação de uma ferramenta para marcação manual, através do qual fosse permitida a classificação pelo usuário, para que só então fosse realizada a remoção e interpolação necessária. Uma ferramenta que possibilita marcação manual de batimentos ectópicos é descrita na referência [1][2].

4 Análise Clássica da HRV

Existem três tipos clássicos de análise da variabilidade da frequência cardíaca, os quais foram escolhidos como os primeiros métodos a serem implementados e serão agora discutidos. O primeiro método estudado e implementado foi um método de análise geométrica, chamado *plot* de Poincaré. Este método permite uma análise visual rápida do comportamento do sistema nervoso autônomo. O segundo método é baseado nos parâmetros estatísticos que podem ser obtidos do sinal através de cálculos simples. Ambos os métodos consistem em técnicas para a análise da variabilidade da frequência cardíaca no domínio do tempo. Por fim, o último método da análise clássica do HRV consiste na análise do sinal do domínio da frequência. Nele são utilizados a transformada rápida de Fourier (FFT) e o modelo auto-regressivo para a obtenção da densidade de potência espectral do sinal RR, de forma que as relações entre a contribuição do sistema nervoso simpático e as contribuições do sistema nervoso parassimpático possam ser analisadas com facilidade.

Para facilitar o uso de cada um desses algoritmos, foi criada uma interface gráfica, que será apresentada no Capítulo 5.

4.1 Análise Geométrica – O Plot de Poincaré

Uma análise geométrica da variabilidade da frequência cardíaca pode ser feita com o uso do *plot* de Poincaré. O *plot* de Poincaré dos intervalos RR é dado pelos pontos (RR_i, RR_{i+1}) . Desta forma, o resultado consiste em uma nuvem de pontos, semelhante a um cometa, a partir da qual são determinados também os parâmetros quantitativos. Como as coordenadas dos pontos são definidas por um par de intervalos RR consecutivos, podemos observar que há uma certa quantidade de intervalos consecutivos que são aproximadamente iguais, outros cuja abscissa é maior que a ordenada e outros cuja ordenada tem valor maior que o da abscissa. Os pontos cujas coordenadas apresentam valores iguais podem ser ligados formando a linha de identidade, a qual divide os pontos que caracterizam a atuação do sistema nervoso simpático (intervalo diminuindo) dos pontos que caracterizam a atuação do sistema nervoso parassimpático (intervalo aumentando). Em outras palavras, os pontos que se

encontram acima da linha de identidade são caracterizados por possuírem o valor da ordenada maior que o valor da abscissa, o que significa que o intervalo RR_{i+1} é maior que o intervalo RR_i , ou seja, o coração está sendo desacelerado e portanto está sofrendo uma maior influência do sistema nervoso parassimpático. Já no caso contrário, quando o intervalo RR_i é maior que o intervalo RR_{i+1} , pode-se observar que o coração está sendo acelerado, ou seja, a frequência cardíaca está sendo aumentada, o que se deve à atuação do ramo simpático do sistema nervoso autônomo.

Além disso, podem ser obtidos dois parâmetros de desvio padrão (*standard deviation*, ou SD), os quais são utilizados para caracterizar a variabilidade da frequência cardíaca de curto-termo (SD1) e a de longo-termo (SD2). As equações para a obtenção de SD1 e SD2 são as seguintes:

$$\begin{aligned} SD1^2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_i^1)^2 \\ SD2^2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_i^2)^2 \end{aligned} \quad (3)$$

onde

$$\begin{aligned} d_i^1 &= \frac{|(x_i - x_c) - (y_i - y_c)|}{\sqrt{2}} \\ d_i^2 &= \frac{|(x_i - x_c) + (y_i - y_c)|}{\sqrt{2}} \end{aligned} \quad (4)$$

e x_c e y_c são os valores médios de x e y . Os valores de SD1 e SD2 podem ser usados para ajudar a caracterizar diferentes patologias [11]. A representação gráfica desses parâmetros pode ser vista na Figura 14.

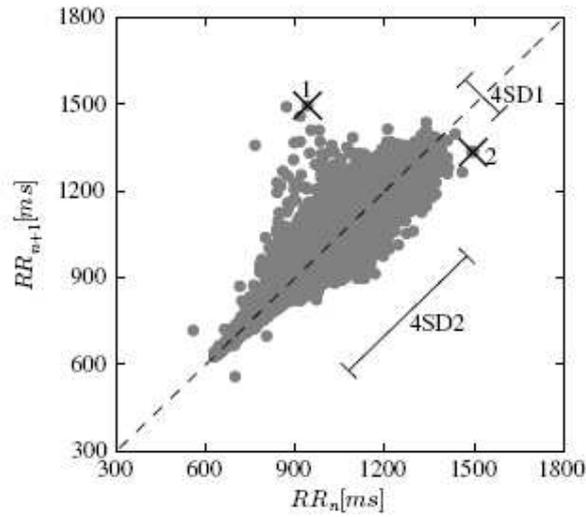


Figura 14 – Representação gráfica dos parâmetros do *plot* de Poincaré [11].

A Figura 15 apresenta um *plot* de Poincaré e sua reta identidade correspondente, obtidos com o algoritmo implementado neste trabalho.

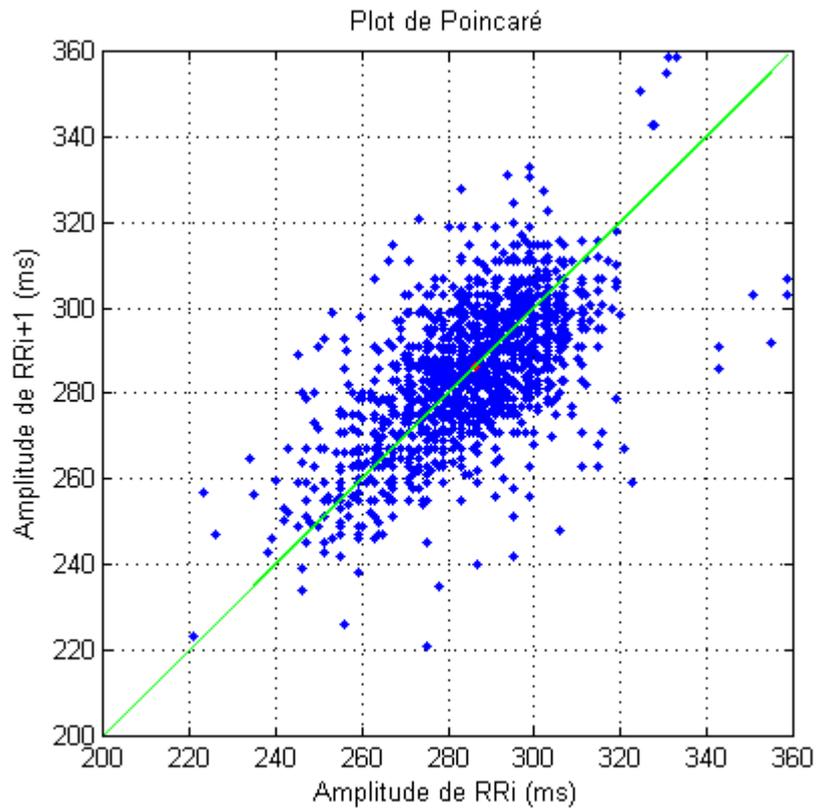


Figura 15 – *Plot* de Poincaré e reta identidade.

4.2 Análise Temporal

A análise temporal da HRV consiste na determinação de parâmetros estatísticos como forma de avaliação de determinadas patologias ou simplesmente do funcionamento do sistema nervoso autônomo. Para isso, faz-se uso de sinais que tenham até 5 minutos de duração e que, visualmente, pareçam ter características estatísticas aproximadamente constantes, de tal forma que se possa desconsiderar a possível não-estacionariedade do sinal, já que para garanti-la seriam necessários diversos cálculos de um mesmo parâmetro para diversos segmentos desse sinal. Os parâmetros calculados são os seguintes:

- SDNN (*Standard Deviation of the NN intervals*), ou seja, o desvio padrão dos intervalos NN (intervalos normais), os quais representam os intervalos RR sem a presença dos batimentos ectópicos. Tal parâmetro é utilizado para medir a variação global do sistema nervoso e sua equação é dada por:

$$SDNN = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (5)$$

onde x_i corresponde ao i -ésimo intervalo NN, \bar{x} é o valor médio desses intervalos, e N é o número total de intervalos;

- RMSSD (*Root Mean Square Successive Difference of intervals*), ou seja, a raiz quadrada do quadrado da diferença quadrática média entre intervalos normais sucessivos. Este parâmetro é utilizado para medir variações de curto prazo na frequência cardíaca. A equação que o descreve é:

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (RR_{i+1} - RR_i)^2} \quad (6)$$

- NN50, que é a quantidade de intervalos NN consecutivos que diferem em mais de 50 ms;
- pNN50, que é a porcentagem de intervalos NN50 com relação ao número total de intervalos NN.

- *SDSD (Standard Deviation of Successive Difference of intervals)*, ou seja, o desvio padrão das diferenças consecutivas entre intervalos NN. Sua equação assemelha-se à primeira utilizada no cálculo desses parâmetros, porém, sua entrada é dada pela diferença entre os intervalos e não apenas pelos valores dos intervalos.

$$SDSD = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (RR_i - \overline{RR})^2} \quad (7)$$

Esses parâmetros estatísticos são de grande valor para a análise de patologias como fibrilação atrial, isquemias, contrações pré-ventriculares, entre outras [12].

4.3 Análise no Domínio da Frequência

A análise da variabilidade da frequência cardíaca no domínio da frequência consiste na obtenção do espectro de frequências do sinal RR com o objetivo de viabilizar outra forma de análise do comportamento dos ramos simpático e parassimpático do sistema nervoso e suas relações, em especial, o equilíbrio simpatovagal. Através deste método são analisados os valores da densidade de potência para cada faixa de frequência determinada pelo usuário. Na interface criada em Matlab para esta análise, possibilitou-se a escolha de três diferentes métodos para a obtenção do espectro de potência e de cinco tipos de janelas.

A janela é uma função de ponderação com suporte temporal finito, pela qual o sinal (ou um segmento dele) é multiplicado, no domínio do tempo, antes do cálculo dos coeficientes espectrais. A janela tem o objetivo de truncar o sinal, ou seja, selecionar um trecho finito do sinal, para o qual serão calculados os coeficientes espectrais. O truncamento tem o efeito de limitar a duração do sinal a um conjunto finito de amostras não-nulas, o qual pode ser facilmente processado. Mas, em contra-partida, a janela tem o efeito de introduzir artefatos de “ringing” no domínio da frequência, causados pela perda de resolução espectral. Estes artefatos, que se apresentam como oscilações de

baixa amplitude, podem ser atenuados usando janelas com características temporais mais suaves, o que implica em menor espalhamento espectral.

A primeira opção de janelamento presente no programa é o janelamento retangular. O janelamento retangular implica na multiplicação do sinal no domínio do tempo por uma janela retangular do mesmo tamanho do sinal. Como a janela tem amplitude unitária ao longo de todo o seu comprimento, o sinal permanece com exatamente as mesmas amplitudes anteriores. O objetivo deste janelamento é simplesmente o de truncar o sinal. Na prática, os sinais RR analisados neste trabalho já apresentam duração finita, o que nesse caso dispensa a multiplicação do sinal por uma janela retangular, ou a torna sem efeito.

O segundo janelamento utiliza a janela de Bartlett, cujos coeficientes são calculados através das expressões abaixo [7].

Para L(tamanho da janela) ímpar:

$$w(n) = \begin{cases} \frac{2n}{N}, 0 \leq n \leq \frac{N}{2} \\ 2 - \frac{2n}{N}, \frac{N}{2} \leq n \leq N \end{cases} \quad (8)$$

Para L par:

$$w(n) = \begin{cases} \frac{2n}{N}, 0 \leq n \leq \frac{L}{2} - 1 \\ 2 - \frac{2(N-n)}{N}, \frac{L}{2} \leq n \leq N \end{cases} \quad (9)$$

$$N = L - 1 \quad (10)$$

O resultado dessas equações é uma janela triangular do mesmo tamanho do sinal, como pode ser visto na Figura 16. Com isso, apenas a amostra central do sinal permanece com o seu valor original enquanto as demais são multiplicadas por valores

que decrescem linearmente conforme o sinal se aproxima das extremidades, até que a última amostra seja dada igual a zero.

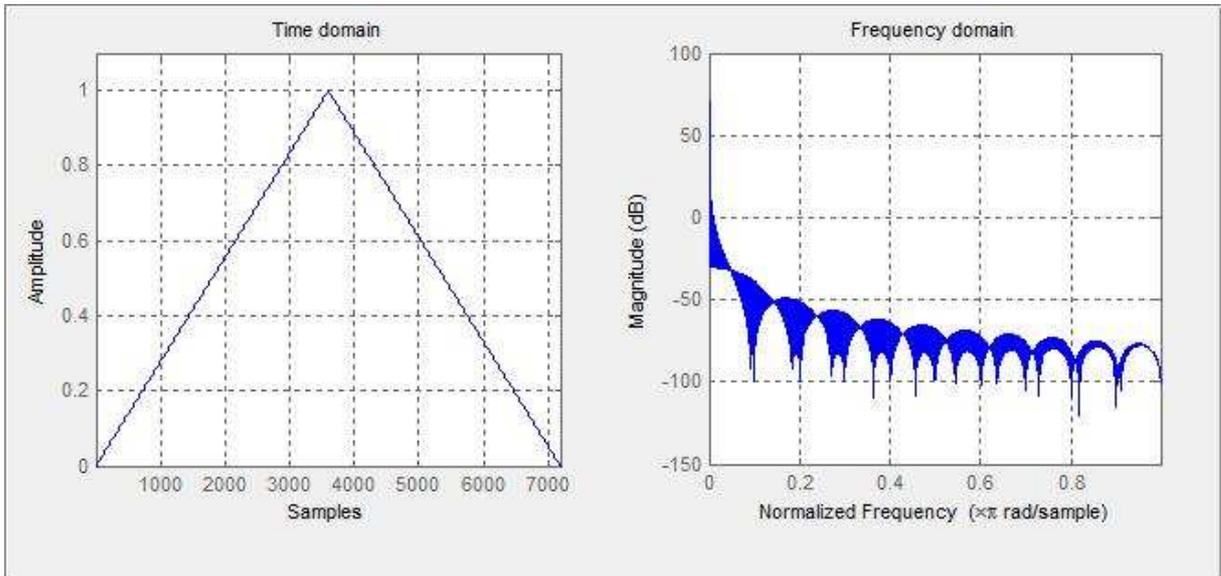


Figura 16 – Janela de Bartlett.

Os outros três janelamentos têm a forma de onda semelhante a uma Gaussiana, pois são descritos em função de cossenos. A primeira é a janela de Hanning, cuja equação é:

$$w(n) = 0.5(1 - \cos(2\pi \frac{n}{N})), 0 \leq n \leq N \quad (11)$$

As representações em frequência e no tempo da janela de Hanning são apresentadas na Figura 17.

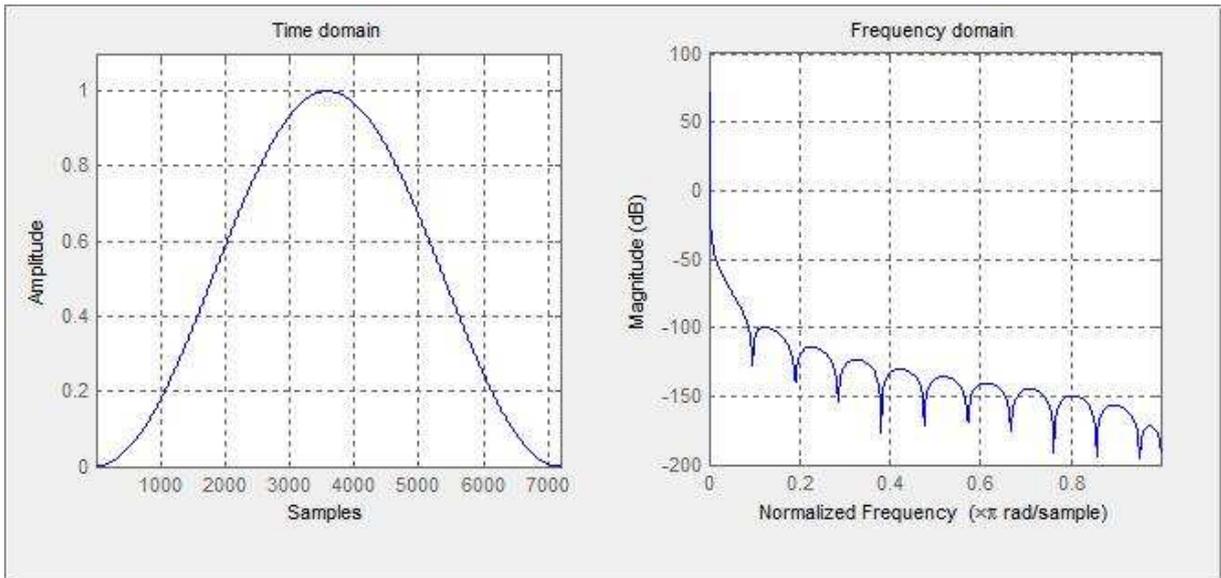


Figura 17 – Janela de Hanning.

A segunda janela é a de Hamming, a qual é descrita pela equação seguinte, e tem suas representações no tempo e no domínio da frequência apresentadas na Figura 18.

$$w(n) = 0.54 - 0.46 \cos\left(2\pi \frac{n}{N}\right), 0 \leq n \leq N \quad (12)$$

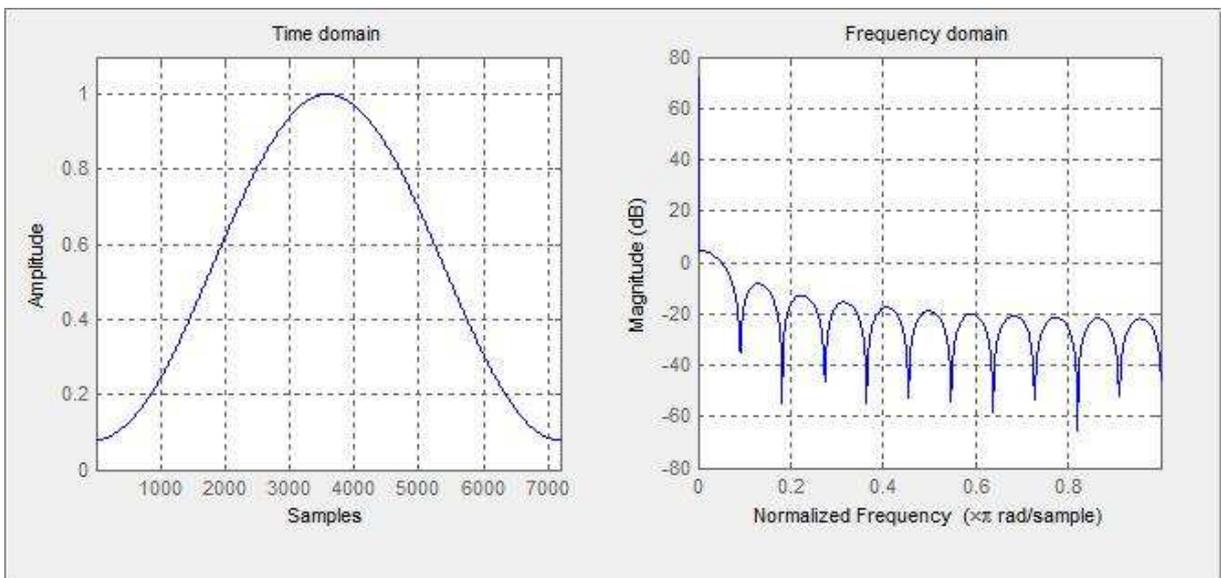


Figura 18 – Janela de Hamming.

E a terceira é a janela de Blackman, para a qual é utilizada a seguinte equação:

$$w(n) = 0.42 - 0.5 \cos\left(2\pi \frac{n}{N}\right) + 0.08 \cos\left(4\pi \frac{n}{N}\right), 0 \leq n \leq N \quad (13)$$

Suas representações no tempo e na frequência são apresentadas na Figura 19.

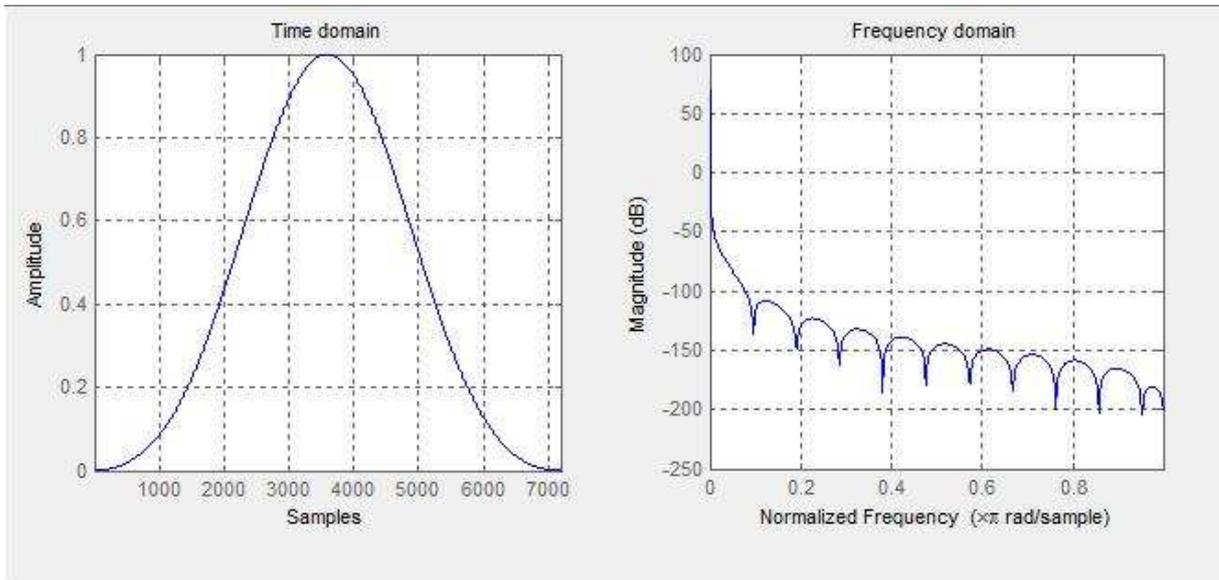


Figura 19 – Janela de Blackman.

No domínio da frequência, pode-se observar que a janela de Blackman apresenta menos espalhamento nas bandas laterais em comparação com as janelas de Hanning, Hamming e Bartlett, o que implica em um menor efeito de “ringing”. Porém, os demais tipos de janela apresentam um menor lóbulo central, o que implica em menor resolução espectral. Assim, a escolha do tipo de janela a ser utilizado para a análise espectral consiste em uma solução de compromisso [13].

O método mais comumente utilizado para a obtenção do espectro de potência é a transformada rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform*, ou FFT). A densidade de potência de um espectro obtido através da FFT é dada pela seguinte relação:

$$PSD(k) = T_s \cdot \frac{|F(k)|^2}{N} \quad (14)$$

Onde $F(k)$ é a transformada de Fourier do sinal RR e T_s é o inverso da frequência de amostragem, ou seja, o período de amostragem [7].

Outro método bastante utilizado para o cálculo do espectro de frequências do sinal RR é o modelo auto-regressivo. Esse modelo aproxima a envoltória do espectro de frequência do sinal por uma função de transferência só de pólos:

$$H(z) = \frac{1}{1 + \sum_{i=1}^p \alpha_i z^{-i}} \quad (15)$$

onde p é a ordem do modelo (número de pólos), especificada pelo usuário, e α_i são os coeficientes do modelo, os quais são calculados usando uma função própria do Matlab. A densidade de potência para o modelo AR é dada por:

$$PSD(k) = \lambda Ts |H(k)|^2 \quad (16)$$

onde λ é a variância do erro de predição [6] [1].

O espectro obtido através desses métodos pode ser dividido em três faixas de frequências: VLF: *Very Low Frequencies*, ou frequências muito baixas; LF: *Low Frequencies*, ou baixas frequências; e HF: *High Frequencies*, ou altas frequências. Os limites dessas faixas podem variar de acordo com o sinal que estiver sendo analisado [6].

A partir dos valores de densidade de potência do sinal RR calculados através das equações explicitadas anteriormente, obtém-se os parâmetros que são normalmente utilizados na análise no domínio da frequência:

- LFpercent = Porcentagem da energia (área na densidade de potência) na faixa de baixas frequências, com relação à energia total.
- HFpercent = Porcentagem da energia na faixa de altas frequências, com relação à energia total.
- RatioLFHF = Razão entre a energia na faixa de baixas frequências e a energia na faixa de altas frequências.

A faixa de baixas frequências, LF, caracteriza a ação do sistema nervoso simpático sobre o sistema circulatório, enquanto que a faixa de altas frequências, HF, corresponde à atuação do ramo parassimpático sobre este sistema. Desta forma, as porcentagens explicitadas acima são responsáveis por indicar o quanto cada um desses ramos influencia na dinâmica do sistema circulatório. Por este motivo, a razão LF/HF é um dado muito importante neste tipo de análise, já que permite ao pesquisador visualizar a relação entre os dois ramos do SNA de forma a poder verificar a existência de um equilíbrio simpatovagal, ou sua ausência, no caso de alguma patologia [6].

5 Interface Gráfica Para Análise Clássica do HRV

Os algoritmos implementados para a análise clássica do HRV foram reunidos em uma interface gráfica em Matlab com o objetivo de facilitar o uso dessas ferramentas pelo usuário. Nesta interface são encontradas as análises temporal, geométrica e no domínio da frequência, sendo que esta última dá acesso a outra janela que permite a determinação dos parâmetros a serem utilizados neste tipo de análise. Com a interface também é possível visualizar o sinal RR, sendo que são sobrepostos os sinais RR com e sem os batimentos ectópicos para que o usuário possa verificar as modificações realizadas no sinal.

A Figura 20 mostra a tela inicial da interface gráfica desenvolvida. Antes de abrir o sinal de ECG, o usuário deve especificar a sua frequência de amostragem (em Hz) e o tempo de leitura desejado (em segundos), para que o sinal possa ser visualizado corretamente. A interface possui um *menu* semelhante ao menu presente nas janelas de imagem do Matlab, dando acesso às suas principais ferramentas, caso o usuário deseje realizar alguma modificação na figura obtida.

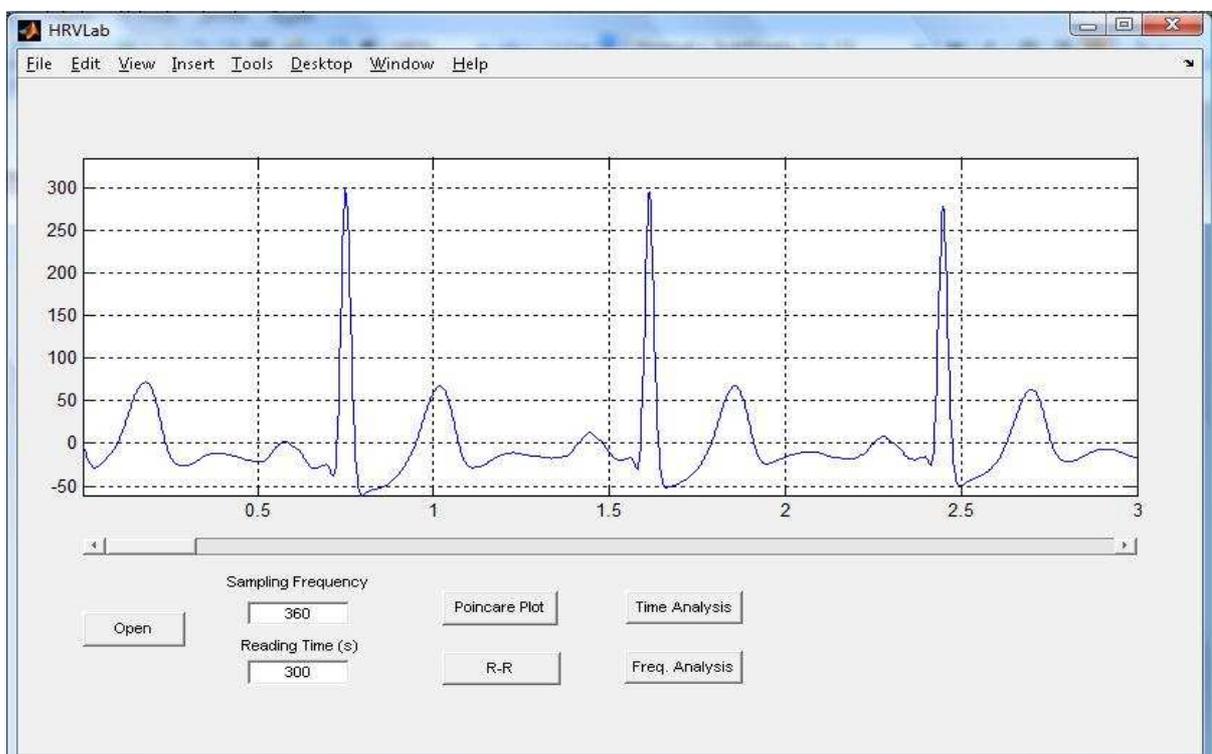


Figura 20 – Tela inicial da interface gráfica para análise clássica do HRV.

Como pode ser visto na Figura 20, a janela utilizada para a plotagem do ECG mostra 3 segundos de sinal. Este tamanho de janela é fixo e o usuário percorre o sinal com a barra de rolagem localizada abaixo da imagem do ECG. A barra possui setas laterais que permitem que o sinal seja percorrido lentamente, e o clique no meio da barra implica em saltos de 30 segundos ao longo do sinal.

Os parâmetros estatísticos resultantes da análise no domínio do tempo são visualizados na janela de comandos do Matlab, enquanto que o *plot* de Poincaré (Figura 21) e o sinal RR (Figura 22) são visualizados em outras janelas de figura que são abertas quando as análises são requisitadas. Como o *plot* de Poincaré apresenta, além da figura, os valores dos desvios SD1 e SD2, esses valores também são mostrados na janela de comandos do Matlab.

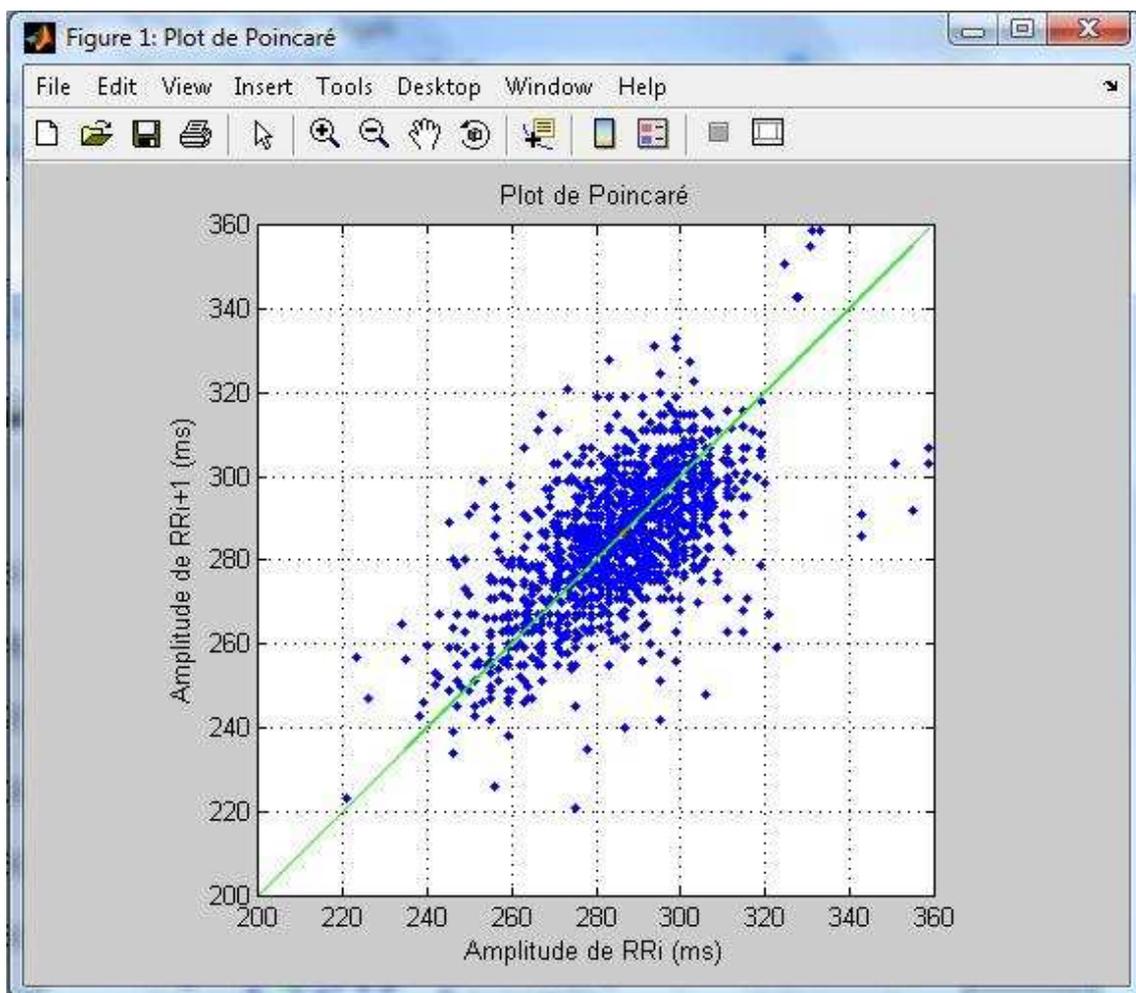


Figura 21 – Janela do *plot* de Poincaré.

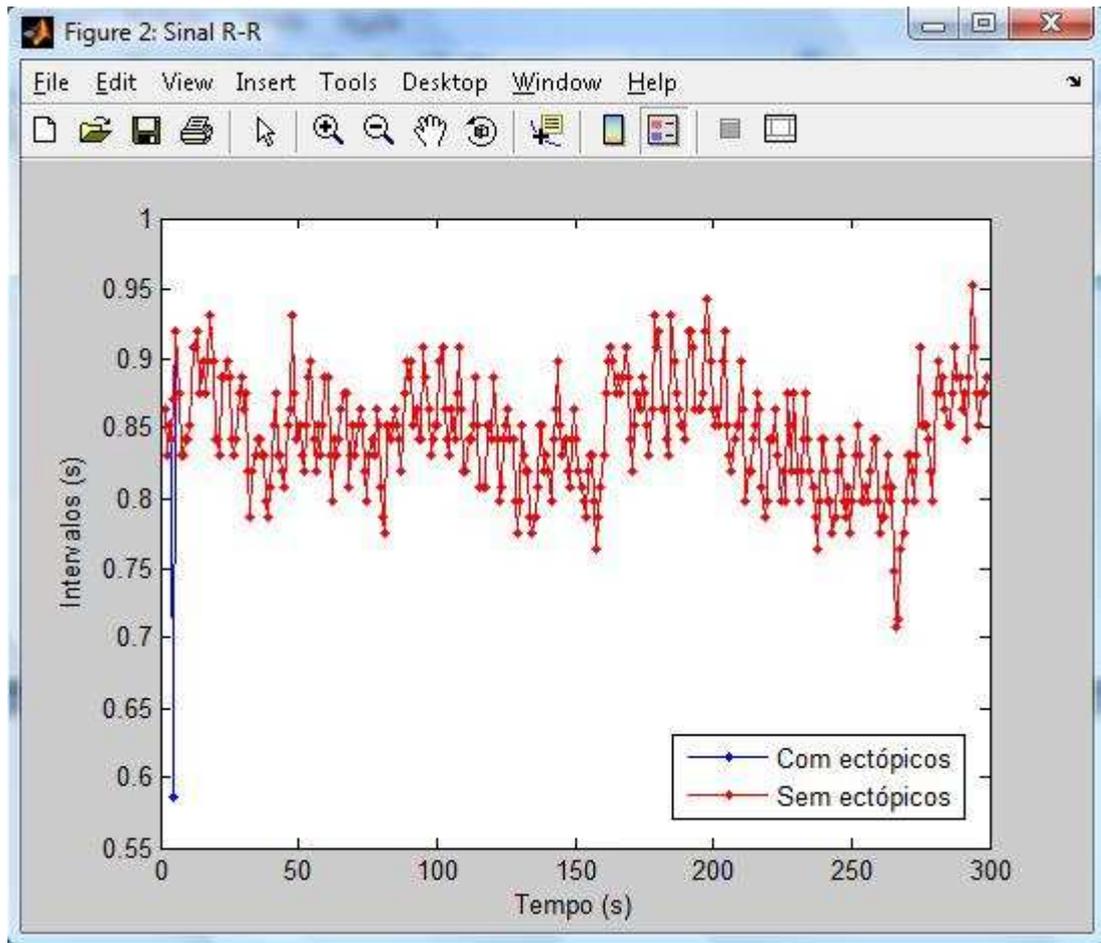


Figura 22 – Sobreposição dos sinais RR com e sem ectópicos na interface.

Para a análise no domínio da frequência, há um botão na interface principal que chama uma nova interface onde podem ser escolhidos os tipos de janela (retangular, Bartlett, Hanning, Hamming ou Blackman), os valores dos limites das faixas de frequência em que se deseja realizar a análise (VLF, LF, e HF) e o método de obtenção do espectro de frequência e de densidade de potência (FFT ou modelo auto-regressivo). Assim como os outros valores obtidos das análises nas interfaces desenvolvidas, os valores provenientes da análise no domínio da frequência (LFpercent, HFpercent e RatioLFHF) são mostrados na janela de comandos do Matlab.

Esses são os principais valores analisados por pesquisadores quando o sinal RR é estudado no domínio das frequências.

A interface permite ainda que o usuário escolha o uso do sinal RR com ou sem batimentos ectópicos para que esse possa comparar, e constatar, o espalhamento espectral causado por esses batimentos.

A interface gráfica para esta análise pode ser vista nas Figuras 23 e 24.

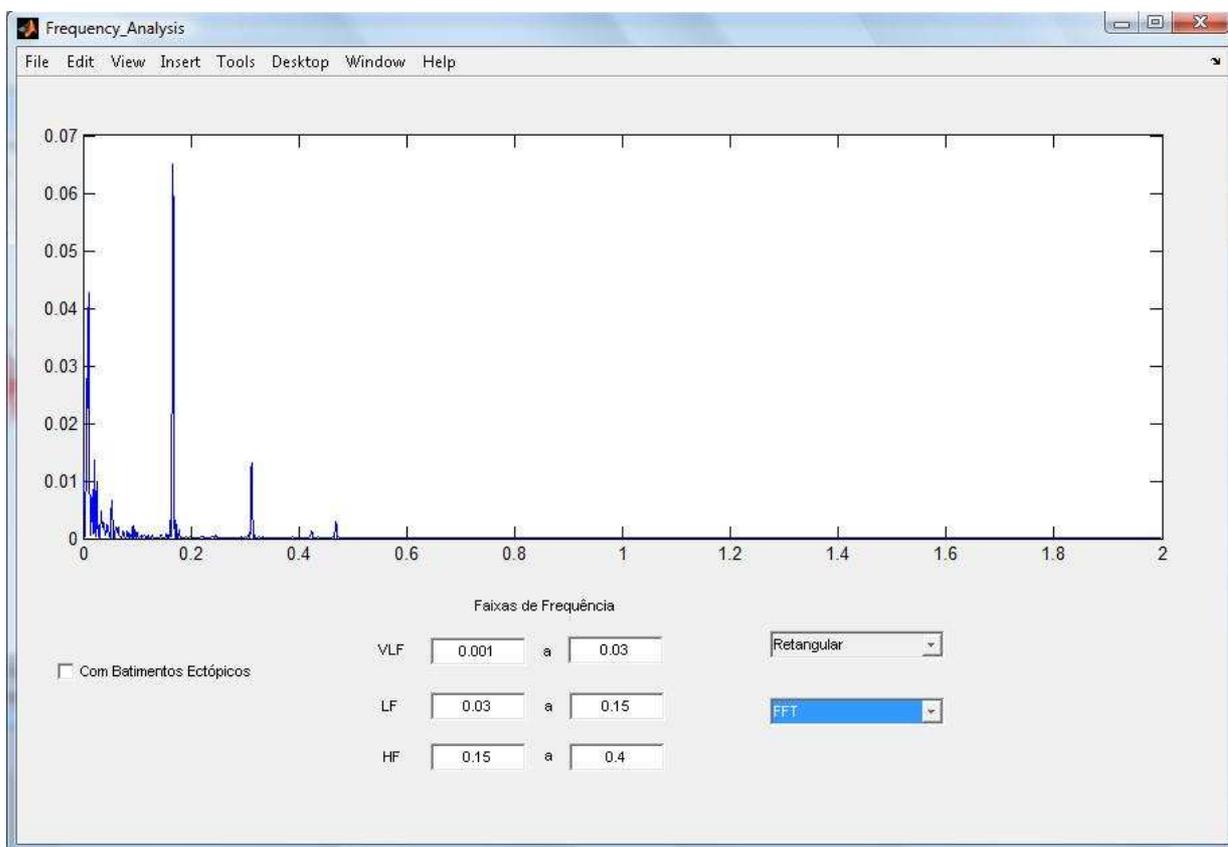


Figura 23 – Interface de análise no domínio da frequência fazendo uso da FFT.

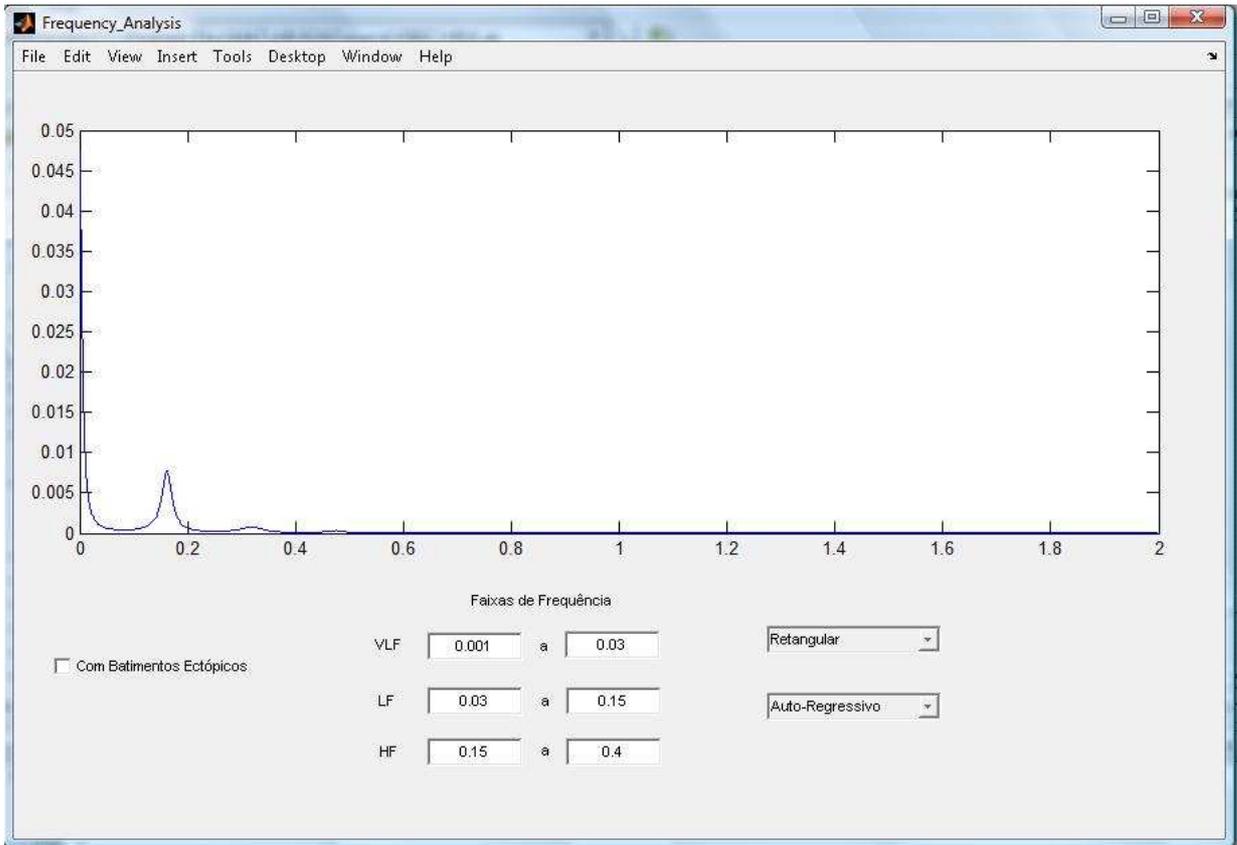


Figura 24 – Interface de análise no domínio da frequência fazendo uso do modelo auto-regressivo.

6 Análise das Flutuações Destendenciadas (DFA)

Há uma tendência em se acreditar que a atividade normal de um coração sadio é caracterizada por um ritmo sinusal regular e que para isso o sistema nervoso atue sobre o coração de forma a minimizar a variabilidade da frequência cardíaca objetivando atingir um ponto de equilíbrio no sistema circulatório. Porém, a variabilidade é um fator saudável. Os intervalos normais entre os batimentos cardíacos variam de forma muito complexa, apresentando correlações exponenciais e exigindo, portanto, melhores ferramentas de análise computacional além das clássicas apresentadas anteriormente.

A análise das flutuações destendenciadas (*Detrended Fluctuation Analysis*, ou DFA), foi desenvolvida justamente com o objetivo de permitir a distinção entre as complexas flutuações intrínsecas ao sistema nervoso no comando das ações vitais do corpo humano, daquelas advindas do meio e que também exercem influência sobre a frequência cardíaca. Observou-se que as flutuações do sinal que são intrínsecas ao sistema são caracterizadas por ocorrerem ao longo de todo o sinal, independentemente da escala utilizada na divisão do mesmo, o que impõe sobre elas uma característica de fractais. Fractais são formas geométricas que podem ser subdivididas de tal forma que os segmentos resultantes dessa divisão se assemelham a cópias reduzidas da forma original. Essa propriedade é chamada de auto-similaridade. Já as flutuações extrínsecas, ou do meio, caracterizam-se por apresentar efeitos locais e de curto prazo, implicando no surgimento de diferentes tendências ao longo do sinal. Na DFA, essas tendências serão removidas do sinal para que seja realizada a sua análise, daí o nome da técnica.

A importância dessa análise se deve ao fato de que algumas doenças podem apresentar variações na característica de correlação, se comparadas à invariância à escala observada nos sinais RR de indivíduos normais. É possível também que algumas patologias não apresentem sequer algum tipo de correlação de longo prazo.

Conhecendo a fisiologia do sinal RR, é possível afirmar que as flutuações intrínsecas presentes no sinal são devidas às interações entre o sistema nervoso simpático e o parassimpático no controle do sistema circulatório. Como essas interações são não-lineares, surge o problema de utilizar métodos no domínio do tempo ou da

frequência para a caracterização de sinais não-estacionários de longa duração, para os quais não podem ser feitas as mesmas considerações que foram feitas na análise estatística (temporal), explicada no Capítulo 3. Daí surge a idéia de modificação da raiz quadrada da média quadrática de sinais fisiológicos para a sua análise.

6.1 O Algoritmo

O algoritmo utilizado para o cálculo da DFA faz uso de diversos passos simples, através dos quais é possível chegar a uma relação entre a flutuação média do sinal e o tamanho da janela a ela correspondente. Para isso, o primeiro passo a ser dado é remover o valor médio do sinal (subtrair a média). A seguir, é realizada uma integração do sinal. Assim:

$$y(k) = \sum_{i=1}^k B(i) - B_{ave} \quad (17)$$

onde $B(i)$ corresponde às amplitudes do sinal RR e B_{ave} é seu valor médio.

Quando a diferença entre sinal e a média é calculada, obtêm-se valores relativos à média, ou seja, maiores ou menores do que ela. Desta forma, a integração do sinal sem o seu valor médio resulta na obtenção de um sinal de tendências e não um sinal de diferenças temporais, como é o caso do sinal RR.

Em seguida, o sinal, que tem um total de N intervalos RR, é dividido em janelas iguais de tamanho n . Ao trecho de sinal presente em cada uma dessas janelas é calculada uma reta de regressão, por meio do método dos quadrados mínimos, a qual representa a tendência do sinal naquele intervalo de tempo. Esse sinal de tendências, formado por segmentos de reta, é denotado por $y_n(k)$. Agora, para que o sinal seja destendenciado, o sinal $y_n(k)$ é subtraído do sinal $y(k)$, ou seja, do sinal integrado.

Efetivamente, o que está se obtendo com esse procedimento é uma aproximação do sinal $y(k)$, representada por segmentos de reta de comprimento n . O erro RMS (*root*

mean square, ou raiz da média quadrática) dessa aproximação, em função do tamanho da janela que foi utilizado na segmentação do mesmo, é dado pela equação:

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2} \quad (18)$$

O cálculo do erro de aproximação é repetido de modo iterativo para diferentes tamanhos de janela, para que possa ser verificada a sua característica de fractal, e para que uma relação entre a amplitude das flutuações destendenciadas e o tamanho das janelas possa ser obtida.

A Figura 25 mostra a relação entre o sinal de erro (Sinal Destendenciado) e o tamanho das janelas. Através dela é possível perceber o quanto a amplitude do erro diminui conforme o tamanho da janela é diminuído.

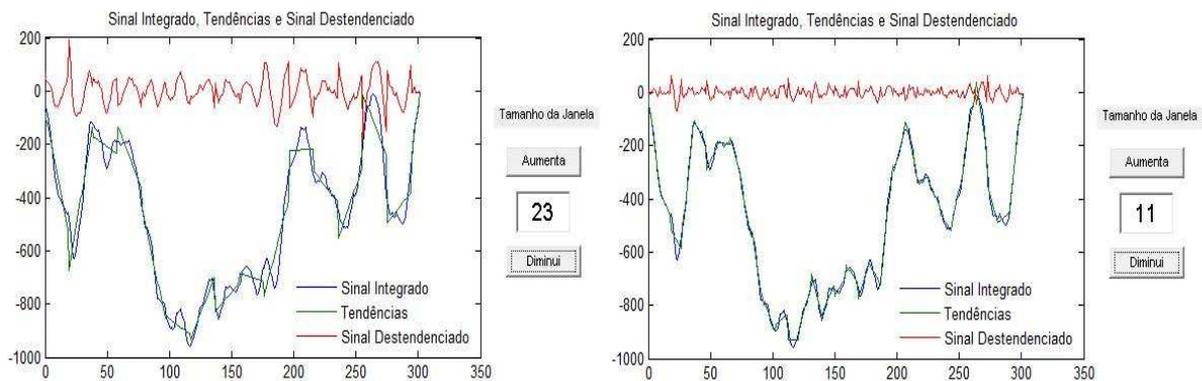


Figura 25 – Sinal Integrado, Sinal de Tendências e Sinal Destendenciado.

6.2 O Coeficiente Alfa

Em geral, o valor de $F(n)$ aumenta com o aumento do tamanho da janela, e quando é observada uma relação linear entre as variáveis na escala log-log, pode-se dizer que o sinal em questão apresenta características de escala como fractais. Sob essas condições, as flutuações dos sinais fisiológicos podem ser caracterizadas através do coeficiente α , o qual é o coeficiente angular da reta $\log(F(n))$ por $\log(n)$.

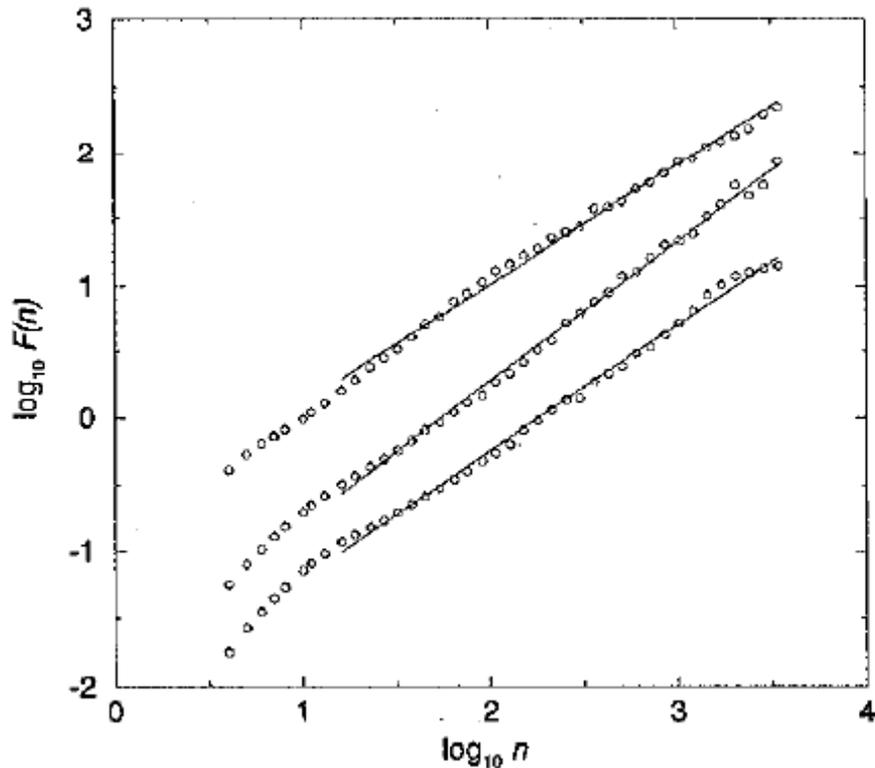


Figura 26 – Reta característica $\log(F(n)) \times \log(n)$ [9].

Quando o sinal apresenta apenas correlações de curto-prazo, o valor de α aproxima-se de 0,5 para valores grandes de janela. Tal valor de α é o esperado para um sinal completamente descorrelacionado, ou seja, com características de ruído branco. Para valores de α entre 0,5 e 1, os sinais apresentam correlações de lei de potência (*power-law*) de longo-prazo, o que significa que um grande intervalo RR tende a ser seguido por outro grande intervalo e não por um intervalo pequeno, como é de se esperar. Já quando α varia entre 0 e 0,5, observa-se que os intervalos RR tendem a se alternar entre grandes e pequenos. O que também caracteriza uma correlação de lei de potência, porém diferente da anterior. Os casos em que $\alpha = 1$, caracterizam a presença de ruído rosa, ou ruído $1/f$. Esse ruído é caracterizado por apresentar uma relação de amplitude que é o inverso da frequência em seu espectro de densidade de potência. Por isso denota uma relação de lei de potência no sinal em questão. Os sinais para os quais são obtidos valores de $\alpha \geq 1$, apresentam características de correlação, porém uma correlação não-exponencial. Valores de $\alpha = 1,5$ indicam que o sinal comporta-se como ruído Browniano, o qual corresponde à integral de um ruído branco. Nesse caso, a relação entre densidade de potência e frequência é dada por $1/f^2$.

Pode-se dizer também que o coeficiente α representa a suavidade da curva. Ou seja, quanto maior o valor de α , mais suave é o sinal que está sendo analisado no domínio do tempo. Desta forma, é possível interpretar o ruído $1/f$ ($\alpha=1$) como sendo o compromisso de suavidade do sinal entre a total imprevisibilidade representada pelo ruído branco ($\alpha=0,5$), para sinais que apresentem $\alpha < 1$, e a suavidade do sinal, para sinais com $\alpha > 1$, como observado no ruído Browniano ($\alpha=1,5$).

Utilizando esses valores como padrão, é possível chegar a um método que permita a análise e comparação de sinais RR de longa duração, obtidos de pacientes com as mais diferentes patologias. Deve-se notar também que é possível que a existência de uma determinada patologia impeça a existência de alguma correlação no sinal RR. Essa, porém, é uma análise que não está no escopo deste trabalho.

6.3 O Fenômeno de Crossover

Embora este método de análise seja de grande utilidade na detecção e classificação de diferentes patologias fazendo uso de sinais de 24 horas, é importante que haja a possibilidade de utilização desta ferramenta para sinais de curta duração, como os tipicamente usados para a análise clássica da HRV, que têm aproximadamente 5 minutos de duração.

Em busca de confirmações da possibilidade de utilização da DFA para sinais de curta duração, Peng *et al.* (1995) observaram que há um fenômeno de inversão dos valores de α para janelas de tamanho muito pequeno (< 10 batimentos). Em sinais obtidos de indivíduos normais, o valor de α para janelas pequenas é maior que o valor para janelas com mais de 10 batimentos. É possível que isso se deva ao fato de que as flutuações dos intervalos em pequenas escalas apresentem predominantemente a influência suave da respiração, enquanto que em escalas maiores as flutuações dos intervalos representem de forma mais fiel as correlações intrínsecas do sistema, fazendo com que este apresente um α que se aproxime de 1, para indivíduos normais, aproximando-se do ruído $1/f$, como discutido anteriormente.

A diferenciação entre esses dois valores de α pode ser vista na Figura 27. É possível perceber que cada uma das retas mostradas apresenta dois valores distintos de α , ou seja, de coeficiente angular, sendo que um deles caracteriza a faixa de valores cujo tamanho da janela (n) é da ordem de 10 batimentos enquanto que o outro faz-se presente por todo o resto do sinal.

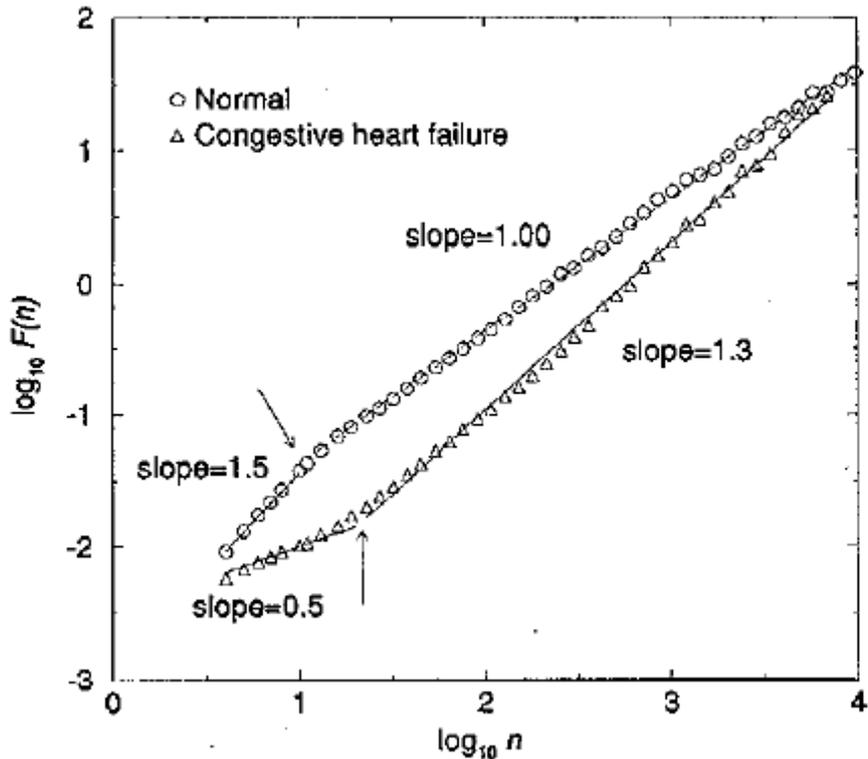


Figura 27 – Variação do coeficiente angular de acordo com o tamanho das janelas [9].

É por esse motivo que são calculados dois valores de α , em função do tamanho das janelas utilizadas. O valor de α_1 é calculado para as janelas cujo tamanho varia entre 4 e 16 batimentos, e α_2 é calculado para janelas com tamanhos superiores a 16 batimentos[9].

7 Interface Gráfica Para DFA

A interface gráfica para a Análise das Flutuações Destenciadas tem como objetivo mostrar graficamente cada passo do processo de cálculo do coeficiente α , incluindo um gráfico α_1 vs α_2 , para que se possa observar o fenômeno de *crossover*, discutido anteriormente.

A janela da interface é dividida em quatro eixos gráficos, um botão que permite a abertura do sinal em formato '.txt', e quatro campos para a especificação do tamanho das janelas de divisão do sinal, os quais influenciam o cálculo dos valores de α_1 e α_2 , como pode ser visto na Figura 28.

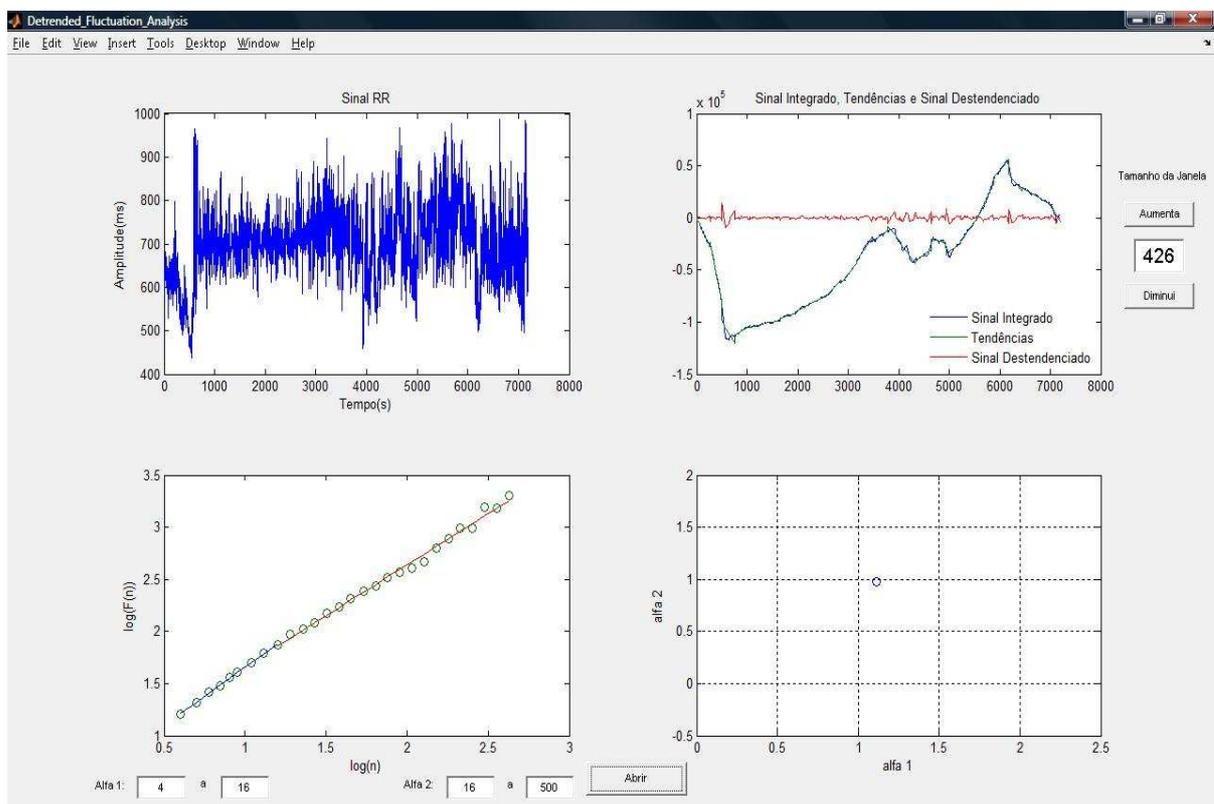


Figura 28 – Interface gráfica para DFA.

Na Figura 28, pode-se observar que o eixo no quadrante superior-esquerdo é utilizado para a plotagem do sinal RR, a qual é feita em relação ao tempo, em segundos. Como de costume, a amplitude do sinal é dada em milissegundos. Nesta interface não é feita a detecção de batimentos ectópicos e por isso recomenda-se a utilização de outro

programa que permita a obtenção de um novo arquivo com o sinal sem ectópicos para que a análise não seja comprometida (ex: ECGLab [1][2]).

Ao lado do sinal RR (quadrante superior-direito) é possível observar uma janela com três sinais diferentes. O sinal em azul corresponde ao $y(k)$, ou seja, o sinal resultante da integração das diferenças entre as componentes do sinal RR e seu valor médio, conforme explicitado no capítulo anterior. Em verde é plotado o sinal das tendências, $y_n(k)$, ou seja, o sinal obtido da regressão linear, através do método dos mínimos quadrados, para cada janela do sinal cujo tamanho foi determinado pelo usuário. E em vermelho observa-se o sinal destendenciado, o qual equivale ao erro de aproximação, ou seja, a diferença entre o sinal integrado (azul) e o sinal das tendências (verde).

Como o parâmetro utilizado para DFA é dado em função do tamanho da janela em que o sinal é dividido para que seja destendenciado, a interface permite ao usuário a visualização do sinal das tendências para os diversos tamanhos de janela no intervalo especificado na parte inferior da interface. Desta forma, podem-se observar no canto superior direito da janela mostrada na Figura 28 dois botões que permitem a variação do tamanho dessas janelas. A Figura 29 mostra essa variação.

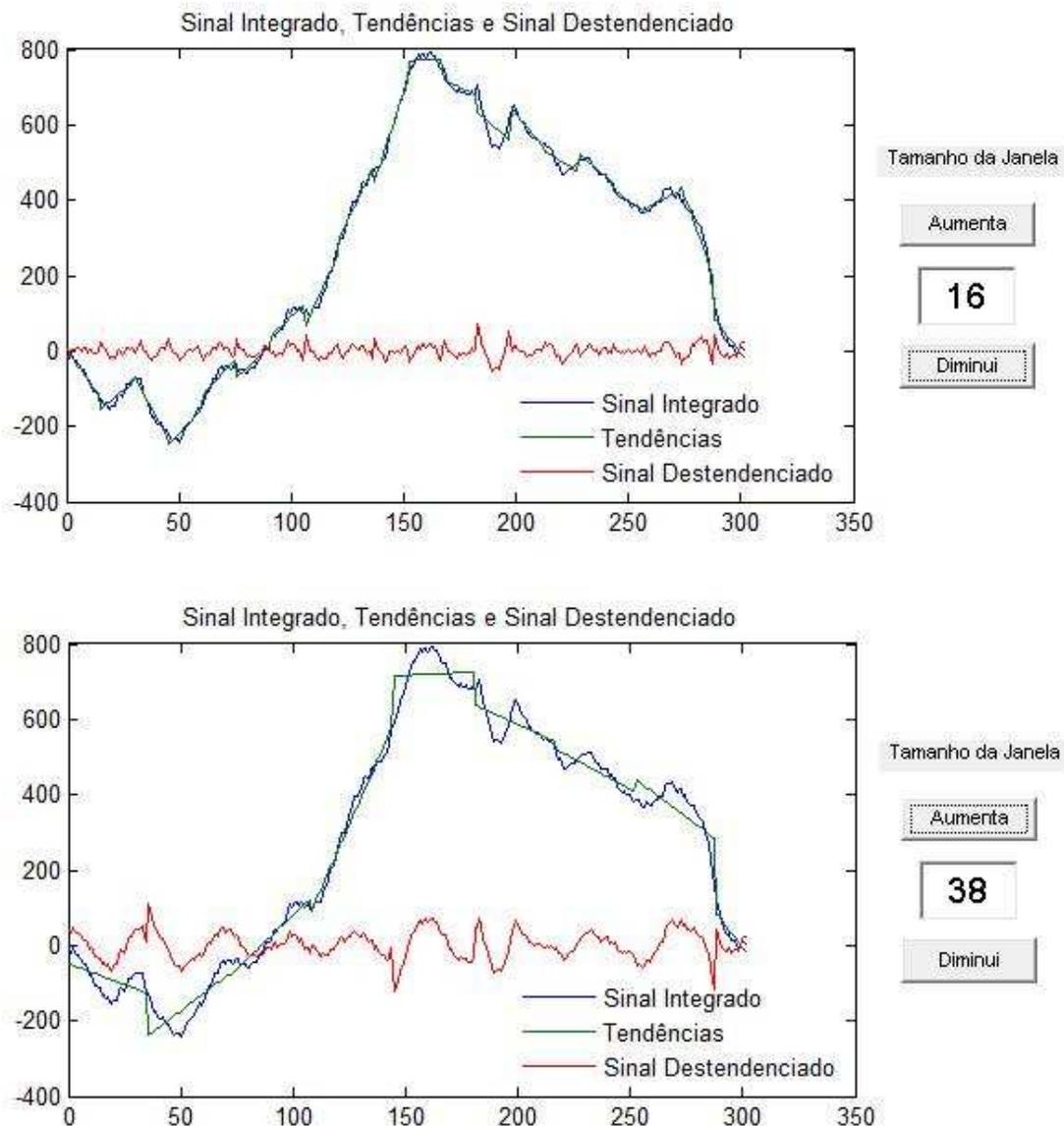


Figura 29 – Influência do tamanho das janelas sobre o sinal destendenciado.

Para a construção da curva $F(n)$, os valores de n não são incrementados linearmente, mas sim exponencialmente, para que os valores de $\log(n)$ apareçam uniformemente espaçados na visualização da reta $\log(F(n))$ vs $\log(n)$. Este espaçamento uniforme facilita o cálculo do coeficiente α correspondente a essa reta (Figura 28, quadrante inferior-esquerdo). Este é calculado por meio de regressão linear, usando o método dos quadrados mínimos. É possível notar que os pontos correspondentes à reta de α_1 são mostrados em cor diferente daqueles correspondentes à reta de α_2 para que se possa fazer distinção entre elas já que em alguns casos as mesmas apresentam valores diferentes de coeficiente angular devido ao fenômeno de *crossover* ($\alpha_1 \neq \alpha_2$). Os valores

obtidos a partir dos coeficientes angulares dessas retas são mostrados graficamente na janela ao lado, e seus valores numéricos são mostrados na janela de comando do Matlab.

8 Validação da Ferramenta de DFA

Para a validação da ferramenta, foi proposta a verificação dos valores de α para diferentes tipos de ruído, para os quais o valor esperado de α é conhecido [9]. Com esse objetivo, foram utilizados os ruídos branco, rosa (ou $1/f$) e Browniano (ou $1/f^2$).

A ferramenta foi utilizada ainda para a verificação do comportamento de sinais RR reais de indivíduos normais, portadores da doença de Chagas e de hipertensão arterial. Os resultados serão apresentados no final deste capítulo.

8.1 Análise dos Ruídos

Do ponto de vista teórico, o ruído branco é caracterizado por apresentar densidade espectral de potência plana, e auto-correlação igual à função delta de Dirac, $\delta(x)$. A esse tipo de ruído podem ser comparados aqueles sinais RR com baixa correlação de longo-termo, cujas variações são bruscas. Como discutido anteriormente, o valor de α correspondente a esse tipo de sinal é aproximadamente igual a 0,5. Para constatação deste fato foi utilizada a função rand do Matlab para gerar 10 sinais de ruído branco, com número total de amostras $N=8192$ cada, para os quais os coeficientes α_1 ($n = 4$ a 16) e coeficientes α_2 ($n = 16$ a 500) foram calculados. Um resultado representativo é apresentado na Figura 27.

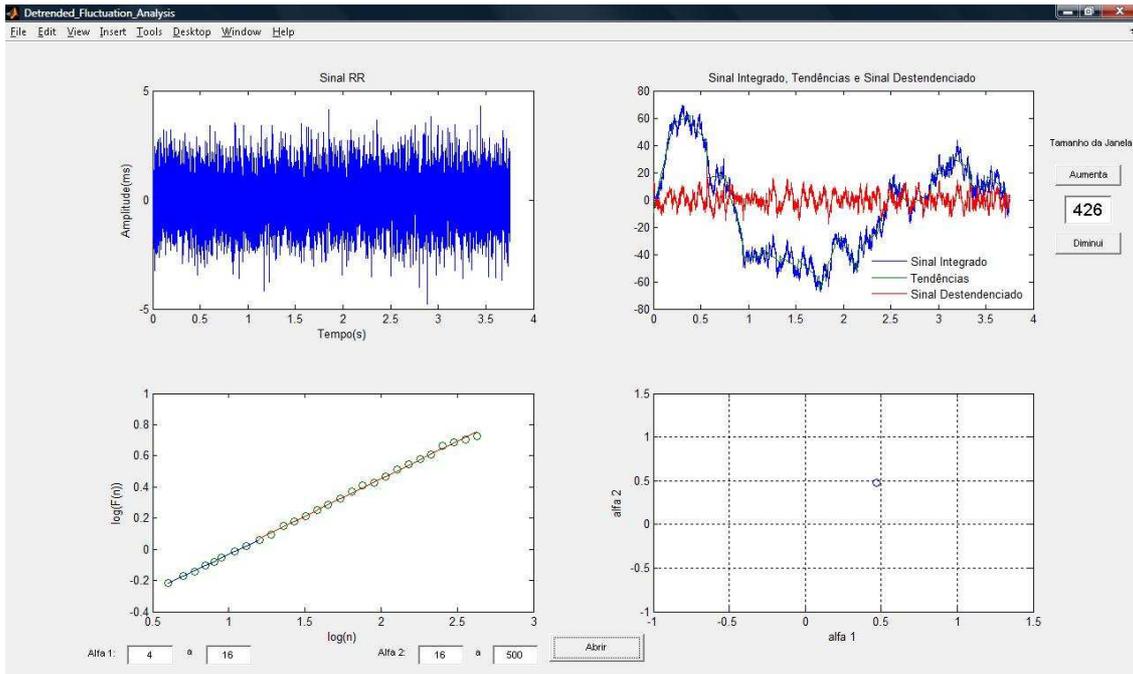


Figura 30 – Resultado da análise DFA para um ruído branco.

O ruído $1/f$ (ou ruído rosa) é aquele cuja amplitude da densidade espectral de potência é proporcional ao inverso da frequência. Esse sinal apresenta um valor de α aproximadamente unitário, representando assim um limite na divisão entre os sinais de variações bruscas e os sinais suaves. Assim como para o ruído branco, foram testados 10 sinais de ruído $1/f$, com $N=8192$ amostras, com o intuito de comprovar a eficácia da ferramenta no cálculo de α . Os sinais também foram criados no programa Matlab, usando-se um algoritmo chamado powernoise [14]. Um resultado representativo é apresentado na Figura 31.

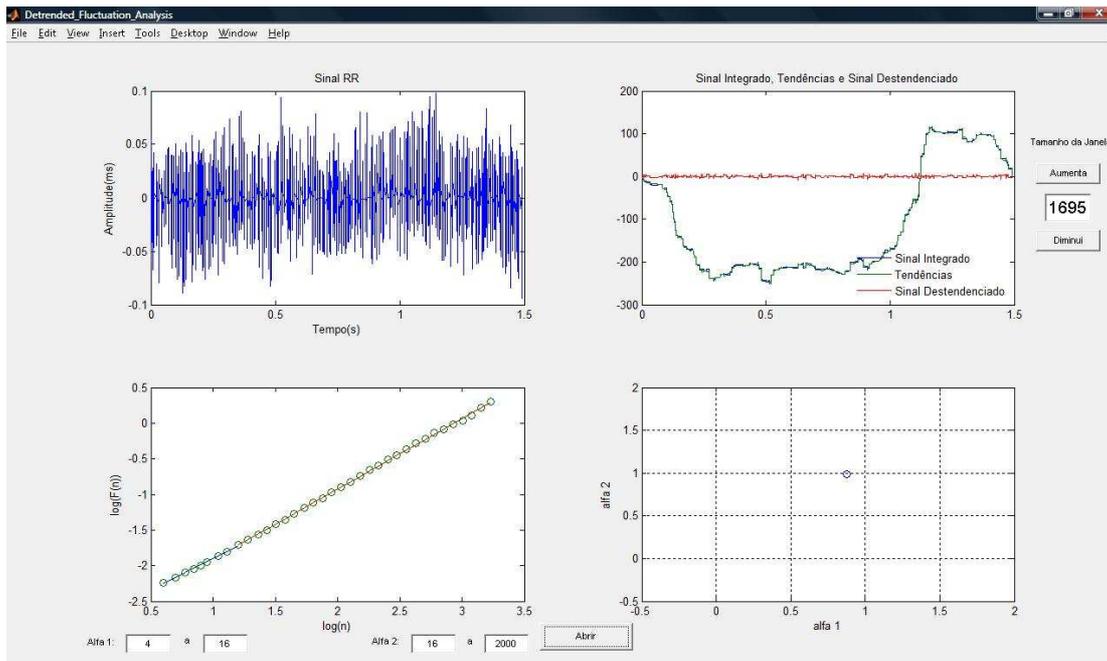


Figura 31 – Resultado da análise DFA para um ruído $1/f$.

Por fim, foram analisados 10 sinais de ruído Browniano (ou $1/f^2$), com $N=8192$ amostras, de forma a concluir a verificação da ferramenta. O ruído Browniano foi obtido a partir da integração de sinais de ruído branco. A integração do sinal foi implementada como um filtro digital recursivo: $y[n] = y[n-1] + x[n]$. Por corresponder à integral do ruído branco, o ruído Browniano possui uma característica de variação suave com relação aos outros ruídos aqui citados. Apresenta um valor de α aproximadamente igual a 1.5, o que foi verificado experimentalmente, conforme ilustrado no resultado da Figura 32.

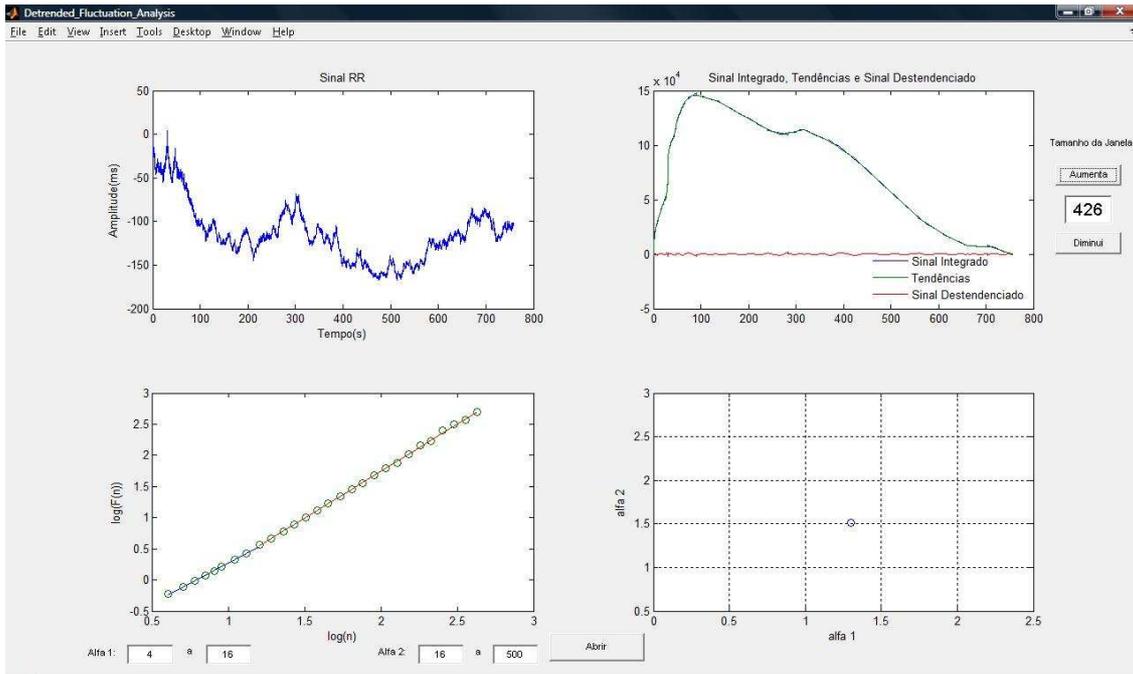


Figura 32 – Ruído Browniano.

A Tabela 1 apresenta os valores de média e desvio padrão para α_1 e α_2 , para cada um dos três grupos de 10 sinais de ruído branco, rosa, e Browniano, respectivamente. A Figura 33 apresenta um gráfico de α_1 vs. α_2 , mostrando a distribuição de valores obtidos para cada um desses grupos. Com base nestes resultados, concluímos que a ferramenta para análise DFA foi desenvolvida com êxito, uma vez que os valores obtidos foram correspondentes aos valores teóricos esperados [9].

Tabela 1 – Valores de média e desvio padrão para os ruídos branco, rosa e Browniano.

Ruídos	α_1		α_2	
	Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão
Branco	0,4749	0,0055	0,4986	0,0163
Rosa	0,9809	0,0232	1,2003	0,0204
Browniano	1,2826	0,0123	1,4839	0,0368

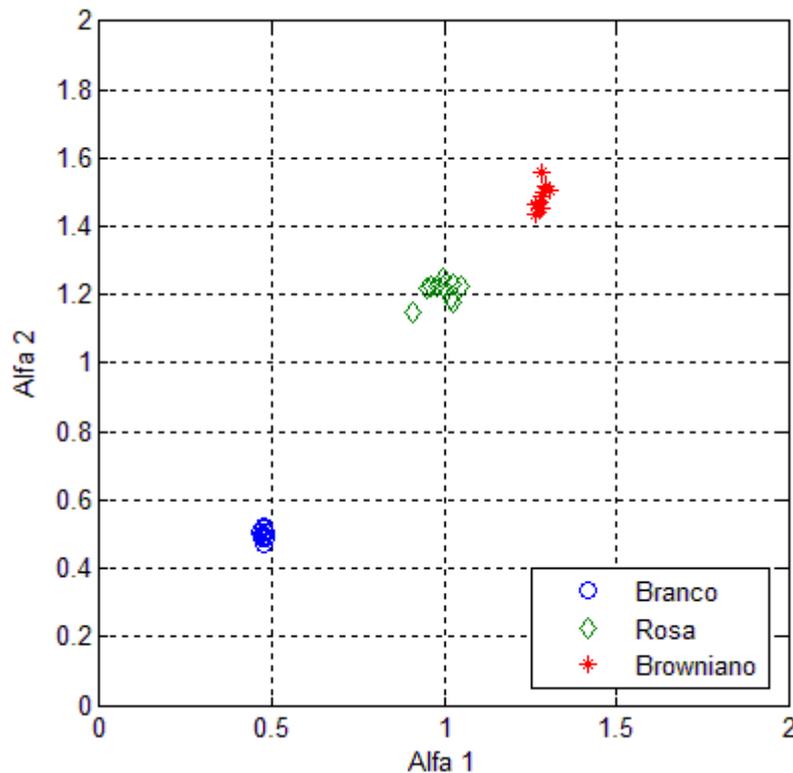


Figura 33 – Alfa 1 vs. Alfa 2 para os sinais de ruído branco, rosa e Browniano.

Deve-se notar também que, por se tratar de sinais de ruído, os valores de α_1 e α_2 são aproximadamente iguais. Porém, o valor de α_1 é ligeiramente menor que o valor de α_2 , possivelmente pelo fato de α_1 estar relacionado com janelas muito pequenas caracterizando um comportamento mais caótico. Desta forma, observa-se que as tendências são percebidas de uma maneira melhor quando as janelas são maiores.

8.2 Análise de Sinais Reais

Como o objetivo do desenvolvimento de uma interface gráfica de análise de sinais é possibilitar que pesquisadores aprimorem seus conhecimentos a respeito do funcionamento do corpo humano e das patologias às quais ele está exposto, foi proposta a análise de sinais de três diferentes grupos de indivíduos com o objetivo de se estudar o comportamento de algumas patologias de acordo com a DFA.

Para isso, foi utilizada uma base de dados de sinais RR fornecida pelo Laboratório Cardiovascular (Faculdade de Medicina/UnB) [8] consistindo em 32 sinais

adquiridos de indivíduos normais, 13 sinais de indivíduos que apresentavam doença de Chagas orgânica (forma cardíaca ou digestiva) e 13 sinais de indivíduos com hipertensão arterial leve a moderada, tendo cada sinal, em média, 5 minutos. Com o objetivo de avaliar a capacidade da DFA de separar esses três grupos, para cada um destes sinais foram calculados os valores de α_1 (n = 4 a 16), α_2 (n = 16 a 64). Para fins de análise, os valores obtidos foram comparados esperados para os diferentes tipos de ruído estudados na sessão 8.1.

A Figura 34 apresenta os valores de α_1 e α_2 medidos para cada um dos sinais dos três grupos. Já a Figura 35(a) apresenta os valores de α medidos para cada um dos sinais dos três grupos, enquanto a figura 35(b) apresenta o *boxplot* associado com cada grupo. Os resultados mostram que há uma razoável separação entre os grupos normal e chagásico. Os valores medidos para o grupo hipertenso se mostram intermediários aos valores dos outros dois grupos, com certa sobreposição.

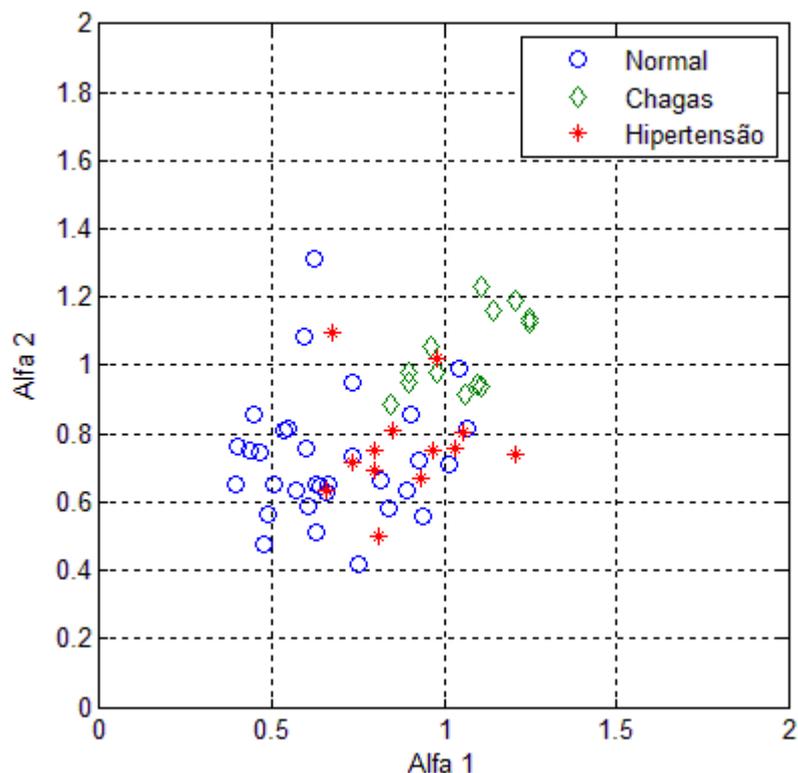


Figura 34 – Alfa1 vs. Alfa 2 para os sinais RR de indivíduos normais, portadores da doença de Chagas e com hipertensão arterial.

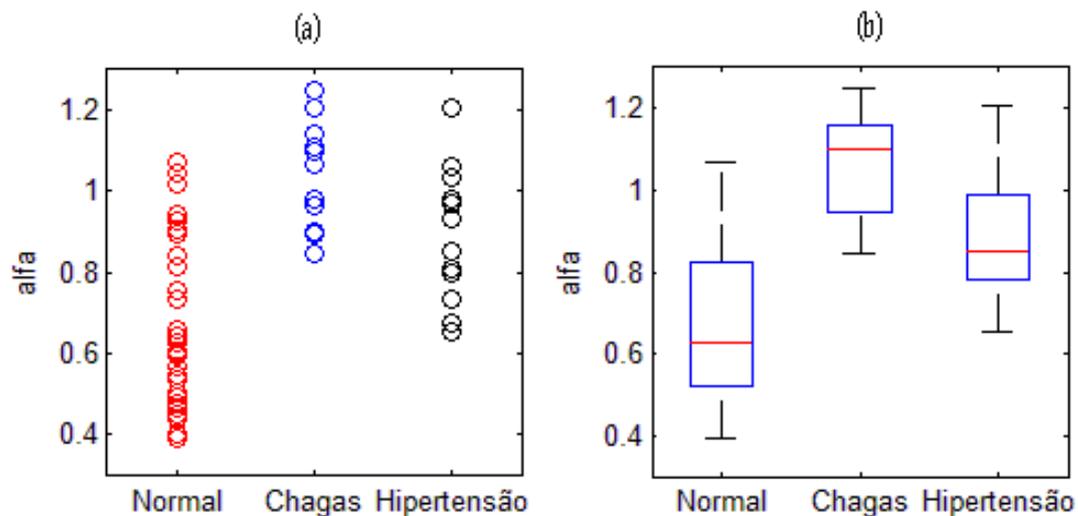


Figura 35 – Distribuição estatística dos valores de α : (a) valores medidos para cada sinal de cada grupo; (b) *boxplot* associado com cada grupo.

A Tabela 2 apresenta os valores médios de α_1 e α_2 , e respectivos desvios padrão, medidos para cada um dos três grupos. Observa-se que o desvio padrão apresentado pelos sinais reais é significativamente maior que o desvio padrão dos sinais de ruído. Isso se deve ao fato de que os sinais de ruído apresentam sempre as mesmas características estatísticas, enquanto que cada indivíduo, dos quais foram adquiridos os sinais reais, apresenta suas próprias características de controle autonômico, implicando assim em maiores flutuações intra-grupo nos valores dos parâmetros estatísticos.

Tabela 2 – Valores de média e desvio padrão para os sinais de indivíduos normais, portadores da doença de Chagas e com hipertensão arterial.

Sinais	α_1		α_2	
	Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão
Normal	0,6741	0,1953	0,7247	0,1808
Chagas	1,0612	0,1357	1,0391	0,1170
Hipertensão	0,8841	0,1615	0,7639	0,1538

Com base nos resultados acima, é possível comparar individualmente o comportamento dos sinais de cada grupo de indivíduos com ruídos específicos. Ou seja, analisando o valor médio de α para indivíduos normais, pode-se dizer que este grupo apresenta características próximas à do ruído branco ($\alpha = 0,5$). Desta forma, apesar da relativa dispersão nos valores encontrados, é possível afirmar que indivíduos normais

apresentam pouca correlação de longo termo, da mesma forma que o ruído branco. Já os indivíduos que possuem a doença de Chagas, apresentam um valor médio de α próximo de 1, podendo ter seus sinais comparados ao ruído rosa, o que indica uma maior suavidade no sinal RR. Por fim, analisando os sinais dos indivíduos com hipertensão arterial nota-se uma suavidade intermediária que varia entre parte da faixa dos indivíduos normais e parte da faixa dos indivíduos portadores da doença de Chagas. A hipertensão arterial está associada a diminuição na variabilidade da frequência cardíaca, em especial da atividade parassimpática, o que pode em parte explicar os resultados apresentados.

Uma interpretação mais aprofundada destes resultados, embasada em aspectos fisiológicos, deve ser feita por profissionais da área de saúde, para que se possa chegar a conclusões sólidas a respeito da capacidade de informação e diagnóstico oferecida pela ferramenta apresentada.

9 Conclusão

Neste trabalho foi apresentado um estudo sobre a variabilidade da frequência cardíaca, a começar pela fisiologia do sistema circulatório, passando pelo tratamento digital de sinais e tendo conclusão no desenvolvimento de duas interfaces gráficas para a análise da HRV.

O estudo da fisiologia do sistema circulatório foi feito através da leitura de diferentes fontes a respeito do assunto [3][1][2], de forma a permitir um melhor conhecimento a respeito da transmissão dos pulsos elétricos ao longo do coração. Esses pulsos elétricos são os responsáveis pela geração de campos elétricos ao longo do corpo dos seres humanos de forma que possam ser medidos através de eletrodos devidamente posicionados, possibilitando a obtenção das ondas de eletrocardiograma, as quais são o principal objeto de estudos desse projeto.

O processamento digital de sinais realizado nos sinais utilizados para a verificação das ferramentas em construção fez-se necessário devido à presença de ruídos indesejáveis inerentes à aquisição desse tipo de sinal. A retirada desses ruídos possibilita a realização de análises mais precisas, tendo em vista que os mesmos levam à obtenção errônea de parâmetros estatísticos no domínio do tempo, espalhamento espectral no domínio da frequência e variações nas nuvens do *plot* de Poincaré.

A implementação da interface de análise clássica da HRV teve como objetivo principal a familiarização com os métodos de filtragem e processamento digital de sinais e ainda com o software Matlab, tendo em vista que algoritmos semelhantes aos nela utilizados já foram desenvolvidos por [1][2] para esse tipo de análise. No entanto, uma vantagem desta nova ferramenta é a reunião dos diferentes tipos de análise da HRV em uma só interface computacional.

Por fim, foi realizado um estudo a respeito da técnica de análise das flutuações destendenciadas (DFA) com o objetivo de implementar uma interface gráfica que possa tornar essa técnica mais acessível a pesquisadores de HRV em todo o mundo. A validação da ferramenta foi feita através da verificação dos valores de α de acordo com

aqueles observados na literatura para três diferentes tipos de ruídos (branco, rosa e Browniano). Foi realizado ainda um estudo comparativo entre os valores de α obtidos para os ruídos e os valores encontrados para sinais reais de três grupos de indivíduos (normais, portadores da doença de Chagas e com hipertensão arterial). A DFA mostrou potencial para separar e classificar os três grupos, em especial os indivíduos normais de indivíduos chagásicos.

Em conclusão, o trabalho desenvolvido permitiu um profundo aprendizado na área de processamento de sinais, possibilitando o desenvolvimento de ferramentas que poderão ser utilizadas por pesquisadores da área médica, com o objetivo de facilitar seus estudos tornando-os mais rápidos, eficientes e precisos. Apesar de terem sido reunidas as principais ferramentas de análise da variabilidade da frequência cardíaca, trabalhos futuros podem incorporar ferramentas para análise de outros sinais, como os sinais da respiração, pressão arterial, e resistência galvânica da pele, oferecendo assim uma ferramenta mais completa para o estudo do controle autonômico sobre o sistema cardiorrespiratório.

Bibliografia

- [1] Carvalho, J.L.A., Rocha, A.F., Nascimento, F.A.O., Souza Neto, J., Junqueira Jr., L.F. (2002), “Desenvolvimento de um Sistema para Análise da Variabilidade da Frequência Cardíaca“, *XVIII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica*, vol. 5, pp. 337-341.
- [2] Carvalho, J.L.A. (2002), “Sistema para Análise da Variabilidade da Frequência”, Relatório de Projeto Final de Graduação, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília.
- [3] Burton, A.C. (1977), *Fisiologia e Biofísica da Circulação*, Segunda Edição, Rio de Janeiro, RJ: Guanabara Koogan.
- [4] Spacelabs, Inc. (1992), *Biophysical Measurement Series: Advanced Electrocardiography*, Redmond, WA: SpaceLabs, Inc.
- [5] Tompkins, W.J. (1993), *Biomedical Digital Signal Processing*, New Jersey: Prentice-Hall.
- [6] Malik, M., Camm, A.J. (1995), *Heart Rate Variability*, Armonk, NY: Futura Publishing Company Inc.
- [7] Oppenheim, A.V., Schaffer, R.W., Buck, J.R. (1999), *Discrete-Time Signal Processing*, New Jersey: Prentice-Hall.
- [8] Junqueira Jr L.F., Oliveira L.C., Pereira F., Jesus P.C., Carvalho H. (2001), “Depressed Sympathetic and Enhanced Parasympathetic Reflex Responses of Heart Rate in Arterial Hypertension”, *Rev. Fed. Arg. Cardiol*, vol. 30, pp. 357-358.
- [9] Peng, C.K., Havlin, S., Stanley, H.E, Goldberger, A.L. (1994) “Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series”.
- [10] Seely, A.J.E, Macklen, P.T.,(2004) “ Complex Systems and the Technology of Variability Analysis.”
- [11] Pislorski, J., Guzik, P., (2007) “Geometry of the Poincaré plot of RR intervals and its asymmetry in healthy adults”.
- [12] Acharya, U.R., Joseph, K.P., Kannathal, N., Lim, C.M., Suri, J.S..(2006), “Heart Rate Variability: a review”.
- [13] Smith, S.W., *The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing*. (1997). California Technical Publishing.
- [14] <http://www.eng.ox.ac.uk/samp/software/powernoise/powernoise.m>.